

Dipartimento
di Impresa e Management

Cattedra di Analisi e Misurazioni delle Performance di Marketing

Lo Smartwatch come ubiquitous media
system: studio empirico sui driver della
continuance intention to use attraverso
applicazioni di text mining

Prof. Michele Costabile

RELATORE

Prof.ssa Maria Giovanna Devetag

CORRELATORE

Francesco Santangelo
Matr. 713221

CANDIDATO

Introduzione	1
Capitolo 1 - Internet of Things, Wearable device e Smartwatch	3
1.1 L'evoluzione dell'Internet of Things	4
1.2 Il mercato dell'Internet of Things	6
1.3 La struttura di Internet of Things	8
1.4 Le aree di applicazione dell'Internet of Things.....	10
1.5 IoT Business e Consumer.....	11
1.6 La categoria wearable.....	15
1.6.1 L'evoluzione e il mercato dei dispositivi wearable	17
1.7 Smartwatch: definizione e sviluppo	19
1.7.1 L'Evoluzione e il mercato degli smartwatch.....	21
Capitolo 2 - L'estensione del modello della continuance intention to use	24
2.1 Il text mining e la sentiment analysis	25
2.1.1 La scelta del prodotto.....	27
2.1.2 Il data scraping.....	29
2.1.3 Il dataframe	33
2.1.4 Il modello Bag of Words	35
2.1.5 Le sentiment word	38
2.1.6 La sentiment polarity	40
2.1.7 La ricerca degli aspetti.....	45
2.1.8 Il topic modeling.....	45
2.1.9 La cluster analysis.....	51
2.1.10 La sentiment analysis degli aspetti	54
2.2 Theoretical Framework	58
2.2.1 Il concetto di dependency da un dispositivo multimediale.....	63
2.3 Il contributo della ricerca	67
2.3.1 Il dispositivo per la raccolta dei dati empirici	67
2.3.2 L'inserimento di nuove variabili	70
2.3.3 La variabile quantified self	71
2.3.4 La variabile perceived ease of use	77
2.3.5 La variabile perceived value	77
2.3.6 La variabile perceived similarity for smartphone.....	79
2.4. Il modello concettuale e le ipotesi di ricerca.....	81
Capitolo 3 - I risultati delle analisi e le conclusioni	89
3.1 Metodologia di ricerca.....	89
3.2 Variabili e scale di misurazione	90
3.2.1 Attitude Active/Sedentary	91
3.2.2 Quantified Self.....	93

3.2.2.1 Self-tracking motivation	93
3.2.2.2 Quantified Self Intensity	95
3.2.3 Dependency	96
3.2.4 Confirmation.....	98
3.2.5 Perceived Usefulness	98
3.2.6 Perceived Ease of Use	99
3.2.7 Satisfaction	99
3.2.8 Perceived Similarity for Smartphone.....	100
3.2.9 Perceived Value	101
3.2.10 Continuance Intention to Use	102
3.3. Data Collection.....	102
3.3.1 Il campione degli utenti smartwatch.....	104
3.3.2 Informazioni sui rispondenti non utilizzatori di smartwatch.....	105
3.4 Analisi preliminari: Affidabilità e Correlazione	106
3.4.1 Validità e Affidabilità.....	106
3.4.2 Correlazione.....	109
3.5 Risultati	110
3.5.1 La regressione lineare	113
3.5.2 L'Analisi della Varianza (ANOVA).....	116
3.5.3 La regressione logistica	118
3.5.4 Una prima assunzione attraverso il test-t a campioni indipendenti ..	122
3.5.5 I test di verifica delle ipotesi.....	125
3.6 Discussione dei risultati.....	142
3.6.1 I limiti dello studio e gli spunti per ricerche future	145
Conclusione.....	147
Appendice	149
Bibliografia	168

Introduzione

Negli ultimi 20 anni, l'innovazione tecnologica ha subito una forte accelerazione, generando un significativo cambiamento nei modelli di business di tutte le aziende. L'impatto del cambiamento è trasversale, in quanto l'innovazione è connessa allo stesso tempo sia alla semplificazione dei processi aziendali e sia all'introduzione di nuovi beni, servizi ed esperienze che rappresentano nuove opportunità di fatturato per le imprese. In questo contesto si inserisce la *digital transformation*, intesa come l'insieme dei cambiamenti tecnologici impattanti la cultura, la società, le aziende e il mercato, la quale è divenuta parte integrante dei dibattiti accademici, manageriali e persino socio-politici dei giorni nostri, soprattutto quando quest'ultima ha il fine di migliorare l'applicazione delle tecnologie digitali alla società in toto.

L'avvento dell'Internet of Things (IoT), o Internet delle cose, ha permesso l'introduzione di nuovi dispositivi digitali in grado di interagire con il mondo che li circonda, acquisendo e processando dati, grazie all'utilizzo di Internet e degli algoritmi di machine learning e intelligenza artificiale. All'interno del mondo IoT, tra i dispositivi più apprezzati e diffusi, ritroviamo gli smartwatch, orologi digitali intelligenti in grado di svolgere differenti funzioni, simili e talvolta persino sostitutive di quelle svolte dagli smartphone. Inizialmente lanciati come prodotti di nicchia, questa categoria di tecnologia indossabile sta diventando sempre più popolare nel mercato, grazie all'introduzione di nuove tecnologie e all'evoluzione di quelle già esistenti, che hanno generato un cambiamento anche nella considerazione del dispositivo da parte dei consumatori.

Un momento fondamentale che determina le sorti di un qualsiasi prodotto, smartwatch incluso, è quello dell'accettazione, la quale si traduce dapprima in adozione e quindi in acquisto e diffusione. Allo stesso tempo però l'adozione e la diffusione di un prodotto o di un servizio non bastano per spiegarne il suo successo a lungo termine e, pertanto, risulta necessario comprendere quali siano le ragioni che spingono gli utenti a continuare ad utilizzare quello specifico prodotto o servizio.

Proprio in relazione a quanto appena esposto, questo studio si pone il fine di identificare i principali driver in grado di influenzare significativamente l'intenzione dei consumatori di continuare ad utilizzare il proprio smartwatch, ossia di individuare

le variabili che sintetizzano il comportamento post-acquisto degli utenti e che possono spiegare la sopravvivenza del dispositivo nel tempo.

Per realizzare tale obiettivo, in questa ricerca viene presentata una duplice estensione del modello concettuale della *continuance intention to use* (K.D.A. Carillo, S. Scornavacca e E. Za, 2017), inizialmente sviluppato per la tecnologia smartphone e, nel contesto di questo studio, applicato agli orologi intelligenti.

Il primo capitolo, introduttivo, sarà utile a contestualizzare e a comprendere l'ambito della ricerca, difatti sarà presentato un quadro dettagliato del fenomeno dell'Internet of Things, con principale focus relativo ai dispositivi indossabili, in cui rientrano gli smartwatch.

Successivamente, il secondo capitolo, ha l'obiettivo di definire accuratamente il modello teorico proposto e, a tal fine, si suddivide in due parti distinte: una empirica e una teorica. Dapprima, infatti, saranno condotte delle analisi sulle recensioni dei consumatori di Apple Watch, dispositivo selezionato come campione per la categoria merceologica di appartenenza. Tali analisi saranno effettuate ricorrendo a diverse tecniche di *text mining*, al fine di comprendere l'opinione generale dei consumatori e di determinare gli aspetti ritenuti più importanti da questi ultimi, poiché maggiormente ricorrenti all'interno dell'intero corpo testuale.

In seguito, sarà effettuata una *review* della letteratura accademica utile a comprendere le fondamenta teoriche sulle quali si basa il modello concettuale *della continuance intention to use* che si intende estendere in questo studio, sia attraverso l'applicazione al prodotto proposto e sia introducendo i nuovi costrutti individuati mediante le analisi di *text mining*. Il fine principale del secondo capitolo, dunque, è quello di proporre un'estensione del modello sopracitato in grado di identificare le motivazioni che spingono un utente a continuare ad utilizzare il proprio orologio digitale.

Il terzo capitolo, infine, si concentrerà sulla presentazione dei risultati di una *online survey* condotta al fine di validare empiricamente il modello teorico proposto. Dopo una spiegazione della metodologia di raccolta e analisi dei dati, infatti, saranno principalmente discusse le relazioni statisticamente significative tra le variabili considerate. Alla luce dei risultati ottenuti, nella parte conclusiva dell'elaborato, saranno discusse le implicazioni teoriche e manageriali, che potranno essere utili ai marketer del mondo IoT e smartwatch per ottenere una visione più chiara in merito al futuro di questi dispositivi. Infine, saranno evidenziati i limiti principali dello studio, nonché alcune proposte per future ricerche.

Capitolo 1 - Internet of Things, Wearable device e Smartwatch

Molto in voga, nel corso degli ultimi anni, è il fenomeno Internet of Things, riferito ad una tipologia di rete composta da oggetti fisici, la cui connessione avviene attraverso Internet, basandosi su protocolli stipulati mediante apparecchiature di rilevamento delle informazioni al fine di ottenere, in modo *smart*, il posizionamento, la tracciabilità, il monitoraggio e l'amministrazione delle informazioni stesse (K.K. Patel et al., 2016).

IoT deve il suo sviluppo alla nascita di Internet, avvenuta nel 1969, la quale ha totalmente rivoluzionato il sistema sociale, economico e politico, garantendo un accesso più fluido all'informazione in via digitale.

Questa rivoluzione tecnologica, dal punto di vista imprenditoriale, ha radicalmente cambiato i processi e le strategie di business di molteplici mercati, influenzando le decisioni strategiche di tutti i *player* che vi competono.

L'impatto sul sistema aziendale è riconducibile a tutti i nuovi strumenti in grado di efficientare lo sviluppo e la gestione dei prodotti e servizi e anche alle nuove opportunità di business derivanti dalla commercializzazione dei dispositivi e dei sistemi IoT.

Entrando nel merito della ricerca condotta, saranno trattati principalmente i dispositivi hardware che compongono il mondo IoT, ossia tutti quegli oggetti che compongono la rete e che sono in grado di comunicare con la rete stessa, raccogliendo e processando dati da qualsiasi piattaforma virtuale interna all'infrastruttura Internet esistente (L.Y. Zeng, 2012). Più nel dettaglio sarà inizialmente condotto un excursus sull'evoluzione dell'Internet of Things, per poi trattare la struttura, il mercato di riferimento e i campi di applicazione della nuova tecnologia 4.0 nel contesto odierno.

Inoltre, a partire dalla distinzione tra IoT *consumer* e IoT *business*, saranno introdotti i cosiddetti *smart device*, categoria di prodotti rappresentata da dispositivi intelligenti in grado di interagire con altri oggetti e di processare informazioni.

All'interno di questa categoria rientrano i dispositivi *wearable*, per i quali saranno sintetizzati lo sviluppo e l'andamento del mercato, per poi concludere con un approfondimento relativo agli smartwatch.

1.1 L'evoluzione dell'Internet of Things

Il concetto di "Internet of Things" (IoT), anche definito come "Internet of Everything" (IoE), si è diffuso esponenzialmente nell'ultimo decennio, fino ad arrivare ad essere un fenomeno centrale ed essenziale nella vita di tutti i giorni.

L'IoT può essere definito come un neologismo riferito all'estensione di Internet al mondo degli oggetti e dei luoghi concreti che comprende la rete di dispositivi digitali tra loro connessi attraverso chip e sensori inseriti al loro interno; questa interconnessione permette l'interazione tra gli oggetti stessi e l'interazione con la realtà circostante, in modo che il mondo fisico può essere (quasi) interamente digitalizzato, monitorato e in molti casi virtualizzato. (EconomyUp, 2019).

La nascita del termine Internet of Things è abbastanza recente ma il concetto di dispositivi interconnessi e intelligenti è in circolazione da più tempo ed è riconducibile agli anni 80-90. In questo periodo, in cui si cominciava a parlare di *embedded internet* o *pervasive computing*, videro la luce i primi oggetti innovativi, in grado di comunicare con altri oggetti e con le persone. Un primo esempio di questi dispositivi potrebbe essere quello ideato dai membri del Carnegie-Mellon Computer Science Department nel 1982, i quali installarono dei microinterruttori all'interno dei distributori automatici di Coca Cola collegati al computer PDP-10, per osservare sui terminali in remoto il numero di bottiglie o lattine presenti nel distributore e la loro temperatura.

Un altro strumento innovativo è sicuramente l'*active badge system* ideato da Olivetti nel 1990, il quale era in grado di comunicare la posizione di una persona usando segnali infrarossi. Il passaggio probabilmente più importante è la nascita della comunicazione *Machine to Machine* (M2M), termine noto nell'ambito delle telecomunicazioni, che identifica il processo mediante il quale una macchina è collegata ad un'altra, tramite rete. Inizialmente improntata come una connessione *one-to-one* e che in seguito si è evoluta in una connessione tra più oggetti, la M2M nasce intorno al 1995 grazie ad un'idea sviluppata da Siemens. L'azienda, attiva nel mercato della telefonia, creò, all'interno della propria business unit, un reparto per sviluppare e lanciare un modulo dati GSM chiamato M1 per applicazioni industriali *Machine-to-Machine*, che consentiva alle macchine di comunicare su reti wireless. Il primo modulo M1 è stato utilizzato per i terminali POS (Point of Sale), per il monitoraggio e per le applicazioni di tracciamento.

Il termine attuale Internet of Things è stato ideato nel 1999 da Kevin Ashton, cofondatore dell'Auto-ID Center del Massachusetts Institute of Technology. Al tempo

Ashton lavorava presso Procter & Gamble, svolgendo mansioni volte all'ottimizzazione della catena logistica e, durante una presentazione, cercò di attirare l'attenzione del senior management proponendo una nuova tecnologia *Radio Frequency Identification* (RFID) per la raccolta delle informazioni attraverso l'uso di internet, al fine di migliorare la gestione delle catene di approvvigionamento dell'azienda. La proposta innovativa di Internet of Things e l'idea di raccogliere e storicizzare i dati all'interno di ciò che oggi chiamiamo *cloud* ebbe un buon successo durante la presentazione ma la terminologia non diventò immediatamente onnipresente nel linguaggio comune.

La svolta avviene nel 2008 grazie alla crescita esponenziale (quasi il +750%) relativa all'utilizzo della piattaforma social Twitter, all'interno della quale si cominciò a parlare del concetto di Internet of Things attraverso l'hashtag “#IoT”, che diventò sempre più frequente nel 2009, fino a rappresentare un argomento comune nel 2010 (IoT Analytics, 2014).

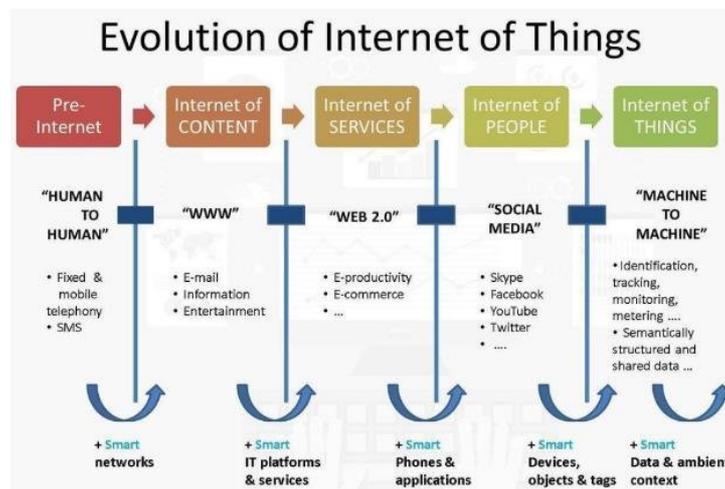
Secondo la ricerca “*The Internet of Things - How the Next Evolution of the Internet is Changing Everything*”, condotta da Cisco Internet Business Solutions Group (IBSG) (2011), l'Internet of Things è effettivamente nato tra il 2008 e il 2009, ossia nel momento in cui il numero di "cose" connesse ad Internet ha superato il numero della popolazione mondiale. Nel 2010 esistevano 6,8 miliardi di persone al mondo mentre il numero di dispositivi connessi ad Internet, grazie alla crescita del mercato degli smartphones, tablet, PC ecc., è arrivato a 12,5 miliardi, simboleggiando quindi, in media, il possesso di 1,84 dispositivi per persona, per la prima volta nella storia, più di un oggetto connesso a Internet per persona.

Negli anni successivi il concetto IoT decolla e diviene sempre più popolare, essendo utilizzato sia nel gergo comune, che come tema di importanti conferenze come ad esempio il Consumer Electronics Show (CES) di Las Vegas nel 2014.

La crescita repentina e costante del fenomeno, ci porta fino ai giorni nostri, dove l'Internet of Things rappresenta uno tra i contesti tecnologici più innovativi. Tutte le stime di mercato prevedono tassi di crescita molto elevati, anche quelle più conservative prevedono tassi annui a doppia cifra. Le entrate del mercato IoT al 2019 erano di 212 miliardi di dollari, le previsioni mostrano che alla fine del 2020 i dispositivi connessi ad internet supereranno i 20 miliardi di unità per una spesa complessiva, solo per hardware, di oltre 3.000 miliardi di dollari con un CAGR del 34% a partire dal 2015.

Nei prossimi cinque anni, invece, si stima che i dispositivi IoT arriveranno ad essere 40 miliardi worldwide e che i governi sono pronti a investire 900 miliardi di dollari entro il 2023 per sviluppare smart city, smart utility, sistemi di telecamere connesse. (EconomyUp, 2019).

Figura 1.1 L'evoluzione dell'Internet of Things



Fonte: A. Dash, S. Pal e C. Hegde, 2018

1.2 Il mercato dell'Internet of Things

Ripartendo da quanto definito da Cisco IBSG (2011), la nascita di IoT è strettamente legata al rapporto tra numeri di dispositivi connessi e numero di persone presenti al mondo. Secondo le ricerche di mercato e gli studi condotti, nel 2003 erano presenti circa 6,3 miliardi di persone e 500 milioni oggetti "intelligenti". Eseguendo il rapporto, è possibile constatare che vi era meno di un dispositivo (0,08) per persona (U.S. Census Bureau, 2010; Forrester Research, 2003).

Pertanto, si può affermare che l'IoT non esisteva ancora nel 2003; difatti, i dispositivi ubiqui e onnipresenti come gli smartphone erano solo in fase di introduzione.

La definitiva svolta avviene il 9 gennaio 2007 durante la conferenza Macworld, in cui Steve Jobs presenta il primo iPhone. Da quel momento la crescita dei dispositivi intelligenti subisce un'impennata e, tra il 2008 e il 2009, il numero di oggetti connessi supera il numero di persone presenti al mondo, sancendo, quella che secondo Cisco IBSG, è la definitiva nascita del concetto Internet of Things.

Come già detto, nel 2010, esistevano 6,8 miliardi di persone e il numero di dispositivi connessi ad internet, è arrivato a 12,5 miliardi; effettuando il rapporto tra numero di oggetti e numero di persone si ha che, in media, ogni persona possiede 1,84 dispositivi.

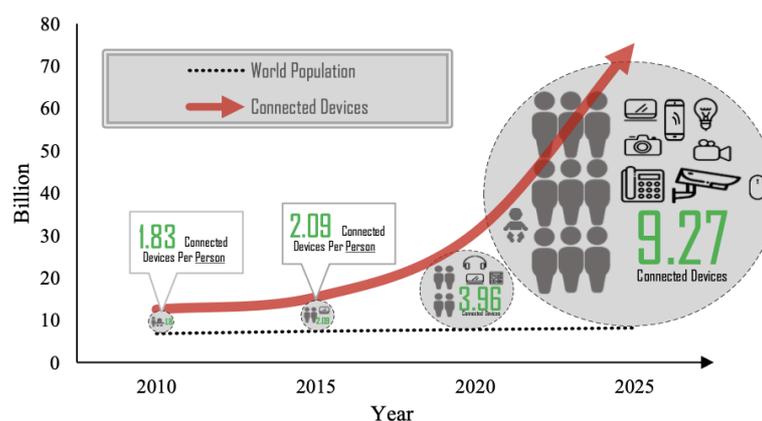
Gli studi condotti nel 2010 da Cisco IBSG e U.S. Census Bureau, mirati a definire la crescita del numero dei dispositivi connessi, senza considerare il progresso della tecnologia, stimarono l'esistenza di 25 miliardi di dispositivi rispetto ad una popolazione di 7,2 miliardi entro il 2015 e di 50 miliardi di dispositivi rispetto ad una popolazione di 7,6 miliardi entro il 2020.

Osservando il numero derivante dal rapporto tra oggetti e persone del 2010 uguale a 1,84 e quelli derivanti dal medesimo rapporto nel 2015 e nel 2020, eseguiti sulle previsioni citate precedentemente (rispettivamente 3,47 nel 2015 e 6,58 nel 2020), si può constatare che il numero di dispositivi collegati per persona, seppure in aumento, appare relativamente basso. Questo perché il calcolo si basa sull'intera popolazione mondiale, in gran parte non ancora connessa a Internet. Riducendo il campione di popolazione alle persone effettivamente connesse a Internet, il numero di dispositivi connessi per persona aumenta notevolmente. (Cisco IBSG, 2010).

Le ricerche più recenti dimostrano che l'adozione della tecnologia IoT è in continua crescita e che gli "oggetti connessi", diventeranno 75 miliardi alla fine del 2025 (IHS, 2016).

Questi dati, rapportati alle stime della popolazione effettuate da United Nations mostrano un sostanziale incremento del numero di dispositivi IoT per persona, come visibile dalla figura 1.2.

Figura 1.2 Numero di dispositivi connessi per persona



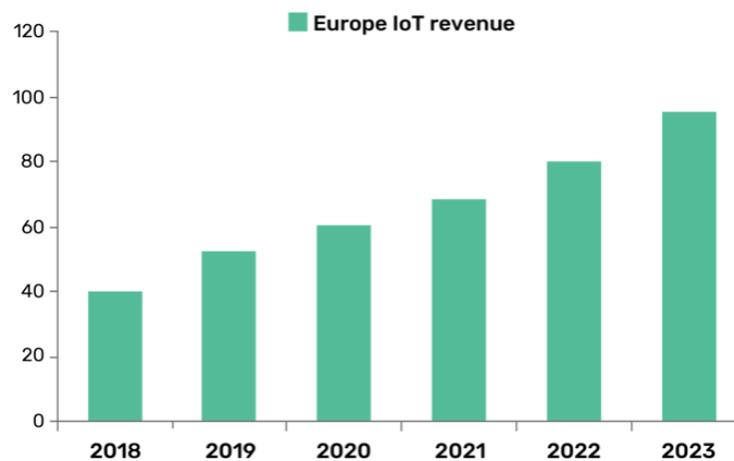
Fonte: Bardia Safaei, Amir Mahdi Hosseini Monazzah, Milad Barzegar Bafroei e Alireza Ejlali, 2017

In linea con l'adozione dei dispositivi, anche il mercato in valore IoT è in continua crescita, difatti la spesa mondiale per software e hardware dovrebbe crescere passando

da 726 miliardi nel 2019 a 1,1 trilioni nel 2023, con un *compound annual growth rate* (CAGR) del 12,6%.

La società di *data e analytics* GlobalData, in un rapporto del 2019, prevede che le revenue del settore IoT in Europa registreranno un forte aumento, passando dai 40 miliardi di dollari nel 2018 ai 96 miliardi nel 2023, con un tasso di crescita annuale composto (CAGR) del 18%.

Figura 1.3 Le revenue del settore IoT in Europa



Fonte: GlobalData Technology Intelligence Center, 2019

Per il mercato italiano, invece, si prevede che saranno investiti 35 miliardi di dollari entro la fine del 2020, con un tasso di crescita medio annuo di circa il 19,5%. (IDC, 2019).

1.3 La struttura di Internet of Things

Dopo aver effettuato, nei precedenti paragrafi, un'overview generale relativa alla storia e all'andamento del mercato IoT è bene entrare nello specifico cercando di comprendere la sua struttura interna e quindi da cosa è composto questo complesso sistema.

V. Krosov, nella ricerca "*The Internet of Things and new business opportunities*" (2017) definisce l'IoT come una rete composta da vari nodi appartenenti a 3 diversi ambienti: tecnologico, fisico e socioeconomico.

L'ambiente tecnologico è composto da hardware e software IoT, dal network, dalle piattaforme integrate, dai dati e dagli standard tecnologici.

All'interno dell'hardware rientrano tutti quei dispositivi wireless come PC, tablet, smartphone, dispositivi wearable, tag RFID e altri, i quali sono in grado di ricevere ed

inviare dati e informazioni ad altri oggetti attraverso la rete e che permettono alle persone il collegamento alla rete IoT. Il software, invece, mira al collegamento delle diverse entità e può essere di tipo *application* e di tipo *middleware*. Il software *application*, presente nelle applicazioni, permette l'utilizzo del software ai consumatori, collegandoli all'azienda o esercente e all'ambiente fisico di riferimento. Alcune applicazioni possono anche fare affidamento sul software *middleware* spesso proveniente da fornitori esterni, che facilita la comunicazione tra gli interlocutori.

Il network fa riferimento alla tipologia di rete utilizzata per il collegamento tra gli oggetti, la più comune nel mondo IoT è la rete wireless (PAN o bluetooth) o in alternativa la rete Wi-Fi o mobile. Le piattaforme integrate, ossia le piattaforme *cloud*, sono tecnologie che permettono di elaborare, analizzare, archiviare e memorizzare dati grazie all'utilizzo di risorse hardware e software distribuite nella rete.

I dati, oggi definiti come il nuovo petrolio, trovano nell'IoT e nella tecnologia in generale, la loro fonte d'origine principale. Fonte che genera quotidianamente un enorme volume di informazioni differenti, il cui tasso di crescita è destinato ad aumentare con un andamento esponenziale. Spesso collegato al mondo Internet of Things è il termine *big data*, il quale è relativo ad approcci innovativi volti all'interpretazione e all'analisi efficiente dei dati per fornire un valido contributo ai processi decisionali e all'automazione dei processi stessi.

Gli standard tecnologici, sono prevalentemente standard industriali dominanti che riducono i rischi legati all'investimento dei consumatori sulla tecnologia e che permettono un'adozione o uno sviluppo più rapido e semplice della tecnologia stessa. Passando invece all'ambiente fisico, all'interno di questo si ritrovano l'ambiente circostante e gli oggetti, i quali sono interconnessi, ossia collegati tra loro, e che rappresentano il core del mondo IoT. Gli oggetti possono essere "umani", ossia le persone, collegate alla rete grazie ai dispositivi (hardware) visti in precedenza, e non umani come le automobili, gli accessori ecc., collegati alla rete tramite tag RFID e rete wireless.

Come precedentemente accennato, l'altro elemento che rientra nell'ambiente fisico è l'ambiente circostante. Anch'esso può essere inteso come un oggetto collegato alla rete (es. smart home) e fa riferimento ad un particolare spazio fisico all'interno del quale sono presenti gli oggetti e le loro interazioni.

Per quanto concerne l'ambiente socioeconomico, questo è relativo ai clienti, gli imprenditori o le aziende, le associazioni industriali e gli organi a tutela dei consumatori, quindi organi legislativi e enti di sicurezza e privacy.

I clienti o consumatori finali sono le figure centrali per ogni modello di business, in relazione ai quali viene definita la *value proposition* e che determinano il successo o il fallimento di una tecnologia e di qualsiasi altro prodotto.

Gli imprenditori o le aziende rappresentano le entità che, attraverso la loro strategia, determinano la creazione di nuove tecnologie IoT o il miglioramento delle tecnologie già esistenti. Le associazioni industriali, invece, si pongono l'obiettivo di definire gli standard di sviluppo e di utilizzo delle tecnologie.

Gli organi legislativi perseguono la tutela dei consumatori attraverso la predisposizione e la supervisione delle norme atte a regolare il mercato e sono affiancati dagli enti che mirano alla tutela dei consumatori lato sicurezza e privacy.

1.4 Le aree di applicazione dell'Internet of Things

La tecnologia IoT è oramai integrata ed applicata in diversi ambiti, garantendo una maggiore efficienza e una maggiore velocità di elaborazione dei diversi processi circostanti. Esempi di aree di applicazione sono sicuramente quello residenziale, in cui rientrano tutti i dispositivi e i sistemi per l'automazione e il controllo da remoto di apparecchi di illuminazione, riscaldamento, elettrodomestici e altri, collegati alla casa, dai quali si sono sviluppati i concetti di *smart home* e *smart building*.

Figura 1.4 Smart Home



Fonte: <https://www.tiot.it>

Sempre più diffuso è l'utilizzo di tecnologia IoT negli oggetti indossabili, cosiddetti *wearable* come smartwatch e occhiali per la realtà virtuale.

Altro settore influenzato da IoT è quello della salute, grazie al monitoraggio e alla registrazione dei dati relativi all'attività fisica e dei dati vitali delle persone e in alcuni casi anche dei pazienti (M. Randriambelonoro et al., 2017).

L'IoT è presente anche in ambito sicurezza pubblica e trasporti, palesandosi sotto forma di *smart city*, la quale dispone di strade intelligenti per la gestione del flusso di traffico, e anche sotto forma di nuove automobili, a cui è collegato il fenomeno delle *smart car* e della mobilità connessa, attraverso app che forniscono a ciascun utente le informazioni necessarie sulla propria automobile.

In tema di trasporti pubblici, la nuova tecnologia, permette l'efficientamento grazie a sistemi elettronici per l'indicazione in tempo reale degli orari di arrivo e di partenza del trasporto pubblico e grazie ad applicazioni per smartphone per il pagamento del biglietto.

All'interno dell'area industriale, le applicazioni IoT, sono spesso chiamate anche *Machine-to-Machine* (M2M) e vengono utilizzate per migliorare e aumentare l'efficienza produttiva, monitorare i macchinari e ottimizzare le operazioni di inventario.

Campo ulteriore di applicazione è quello relativo ad energia e ambiente, dove i dispositivi tecnologici consentono una maggiore efficienza nella distribuzione dell'energia, grazie al monitoraggio energetico e delle condizioni ambientali.

Questi sono solo alcuni degli innumerevoli esempi di aree in cui Internet of Things risulta fondamentale, dove le sue applicazioni porteranno vantaggi sempre più cospicui in futuro.

1.5 IoT Business e Consumer

Per la comprensione del concetto IoT è bene cercare di identificare le sue diversità intrinseche. La distinzione probabilmente più opportuna da effettuare è quella riconducibile al destinatario finale della tecnologia, ossia le aziende e i consumatori.

Dal punto di vista imprenditoriale, la tecnologia ha generato e continuerà a generare cambiamenti dirompenti all'interno del business, influenzando i processi operativi e le linee guida strategiche di molte realtà aziendali.

Nei nostri tempi, possiamo parlare di adozione della tecnologia relativa all'industria 4.0, la quale impatta fortemente tutto il sistema aziendale su due fronti.

La prima tipologia di impatto si concretizza permettendo alle aziende di mantenere una connessione diretta con i prodotti, i servizi e tutte le risorse che possiedono sul territorio.

Tale connessione, che si può tradurre in un monitoraggio costante, rende possibile la manutenzione predittiva e il miglioramento dell'efficienza gestionale.

L'altra natura dell'impatto, si traduce nella possibilità di tagliare gli sprechi, velocizzando la produzione, riducendo gli errori e migliorando quindi l'efficienza produttiva.

Per comprendere meglio l'importanza delle nuove tecnologie e dell'Internet of Things nelle aziende è possibile osservare alcuni numeri:

- Stime del 2019 prevedevano che il 93% delle imprese avrebbe adottato o già possedeva una qualche forma di tecnologia IoT entro la fine dell'anno (Aruba Networks, 2019)
- Nel 2018, Il 90% dei senior manager ha affermato che l'IoT è vitale per alcune o tutte le operazioni della propria azienda (Forbes, 2018)
- Oltre l'80% delle aziende manifatturiere industriali utilizzerà o già utilizza dispositivi IoT (VXchnge, 2020)
- Si prevede che le dimensioni del mercato IoT industriale raggiungeranno i 124 miliardi di dollari entro il 2021 (i-scoop, 2019)

Figura 1.5 IoT nel business



Fonte: <https://sciexaminer.com>

Da questi incredibili numeri si può dedurre che le aziende, e i relativi senior manager, non sono solo aperte all'adozione delle nuove tecnologie ma lo ritengono ormai un elemento necessario e, la maggior parte dei dirigenti, vuole trasformare gli spazi di lavoro tradizionali in luoghi di lavoro intelligenti. I principali vantaggi di questa

trasformazione sono l'innovazione potenziata, nonché una maggiore efficacia dei servizi e delle operazioni relative all'IT.

Si può osservare che le industrie manifatturiere investono oggi e investiranno ancora di più domani per l'automazione dei processi, per il collegamento dei macchinari ai dispositivi diagnostici, al fine di ottenere segnali rapidi e diretti di malfunzionamento e istruzioni per l'autoriparazione, generando un rivoluzionamento del settore.

Per quanto riguarda i consumatori, invece, l'IoT è riconducibile a tutti quei dispositivi fisici che, attraverso la connessione alla rete, sono in grado di acquisire, processare e scambiare dati.

Gli elementi che sostanzialmente distinguono l'Internet of Things dei consumatori, anche chiamato CIoT, dall'IoT per il settore industriale, sono riferiti principalmente alla tipologia di dispositivi commercializzati, alle tecnologie che li compongono e ovviamente al loro scopo finale. Seppure la maggior parte degli investimenti e delle applicazioni IoT sono relativi al settore industriale, per quelle tecnologie dell'*industry 4.0* viste in precedenza, è il settore dei consumatori che effettua il maggiore utilizzo di oggetti connessi, con quasi i due terzi delle applicazioni complessive in uso.

Il mercato dei dispositivi fisici per i consumatori è in continua crescita; a fronte dei 4,2 miliardi di oggetti connessi nel 2019, si prevede che questi aumenteranno fino ad essere 25 miliardi nel 2021, numero che in prospettiva supera le stime precedenti che prevedevano 20,4 miliardi di dispositivi alla fine del 2020 (Gartner Reports, 2019).

Un rapporto di Fortune Business Insights indica che il mercato globale IoT, valutato 190 miliardi di dollari nel 2018, dovrebbe raggiungere 1,11 trilioni di dollari entro il 2026 a un tasso di crescita annuale composto del 24,7% (CAGR).

Tra i dispositivi fisici, ovviamente, la quota di mercato maggiore è relativa agli smartphone.

Osservando più da vicino l'andamento del mercato di questa tipologia di dispositivi, si può vedere che le vendite worldwide degli smartphone sono cresciute dell'1% nell'ultimo trimestre del 2019, dato che rappresenta il primo segnale di crescita dopo una flessione che durava da due anni (Canalys, 2020).

Inoltre, IDC, 2019 prevede un incremento delle vendite del 8.9% nel 2020, arrivando ad un totale di 123.5 milioni di telefoni venduti. Si crede inoltre che tale crescita raggiungerà il 28.1% entro il 2023, grazie all'introduzione della tecnologia 5G.

Sebbene gli smartphone continuano ad essere i dispositivi IoT con maggiore successo in termini di vendite, una varietà di dispositivi innovativi e intelligenti stanno catturando l'attenzione dei consumatori.

Per una maggiore comprensione delle diverse tecnologie IoT messe a disposizione per le persone, si può effettuare una prima distinzione tra quei dispositivi definiti personali (*Personal IoT devices*) e i dispositivi per la casa (*Home IoT devices*), come osservabile nella figura 1.6.

Figura 1.6 Personal IoT devices e Home IoT Devices



Fonte: <https://www.reply.com/>

Nei *personal devices* rientrano quegli oggetti che sono oramai fondamentali nella nostra quotidianità, ossia quei dispositivi che automaticamente indossiamo o mettiamo in tasca o in borsa.

L'adozione e il desiderio di acquisto sono strettamente legati alle funzionalità del prodotto, alla tipologia di consumatore, che varia in base a quanto il suo stile di vita può essere definito come *digital*, e soprattutto alla customizzazione del prodotto, poiché risulta fondamentale sentirsi *confident* e risparmiare tempo nell'utilizzo di una tecnologia.

Come si è potuto notare, all'interno dei *personal devices*, rientrano i cosiddetti dispositivi wearable, ossia i dispositivi indossabili, dei quali il più diffuso è lo smartwatch, il dispositivo oggetto della ricerca.

I dispositivi che compongono la cosiddetta casa intelligente e che si estendono anche agli interi edifici (*smart building*), sono tutti quei dispositivi che possono essere dotati di tag RFID, ossia tutti quei dispositivi controllabili da remoto attraverso la rete e anche tutti gli innovativi dispositivi dotati di intelligenza artificiale (*smart home*

assistant), con i quali è possibile interagire attraverso l'uso della voce anche per controllare tutte le altre tecnologie presenti in casa, come ad esempio Alexa. In sintesi, in questa categoria, rientrano tutti quei dispositivi che sono in grado di trasformare una casa ordinaria in una casa intelligente.

Il fenomeno delle costruzioni (case o edifici) smart, è strettamente correlato alla robotica o meglio alla domotica, dalla quale provengono le diverse tecnologie domestiche in grado di connettersi alla rete e di comunicare tra loro e con gli esseri umani.

Una *smart home* permette la semplice e rapida gestione di quasi tutti gli elementi presenti all'interno della struttura, dall'illuminazione agli elettrodomestici, dall'impianto di climatizzazione all'antifurto e permette anche il monitoraggio dei consumi energetici e della qualità dell'aria, generando benefici dal punto di vista del risparmio energetico, del comfort e della sicurezza.

Per i motivi sopracitati, molti consumatori si sono cominciati ad avvicinare con questo nuovo trend, generando una crescita del mercato mondiale dei dispositivi per la casa intelligente del 23,5% su base annua. Inoltre, dalle 815 milioni di vendite dei dispositivi *smart home* nel 2019, si passerà a 1,39 miliardi di vendite nel 2023 con un tasso di crescita annuale composto (CAGR) a cinque anni del 14,4% (IDC, 2019).

In prospettiva, le rapide innovazioni nello spazio IoT continueranno a rivoluzionare i prodotti di consumo e i dispositivi elettronici, generando un continuo ed esponenziale aumento delle vendite e del valore, al fine di migliorare la salute e lo stile di vita dei consumatori.

1.6 La categoria wearable

Come si può facilmente evincere dal loro nome, si possono considerare *wearable device* tutti i quei dispositivi che si possono indossare, i quali stanno assumendo sempre più importanza nella vita privata delle persone.

Ad oggi gli oggetti indossabili sono soggetti ad una grande diffusione per via della loro repentina innovazione, che li rende sempre più attraenti in termini sia estetici che tecnologici. Il motivo principale della crescita è però maggiormente riconducibile alla loro capacità di monitorare e fornire informazioni sulle attività svolte dal possessore, interagendo anche con quest'ultimo, al fine di favorire il miglioramento delle sue abitudini.

Le *wearable technologies* si possono principalmente distinguere in tre macrocategorie:

- *Complex Accessories*, ossia quei dispositivi che per una completa operatività e funzionalità richiedono la connessione ad un altro *device*. All'interno di questo gruppo vi sono gli *smart wristband*, utilizzati principalmente per il monitoraggio dell'attività fisica, i quali non sono dotati di una scheda SIM e che quindi necessitano il collegamento ad un altro hardware per essere connessi. Più nel dettaglio questa tipologia di dispositivo è simile ad un braccialetto, che attraverso la connessione allo smartphone, permette di storicizzare, analizzare e monitorare determinate attività.
- *Smart Accessories*, che sono dispositivi più autonomi dei precedenti, poiché in grado di svolgere alcune funzioni senza il supporto di altri dispositivi. Per sfruttare al meglio la loro potenzialità in termini di utilizzo delle diverse funzioni, anch'essi richiedono l'abbinamento ad un altro hardware; un esempio di questa categoria sono gli smartwatch.
- *Smart Wearables*, dispositivi completamente autonomi e che quindi sono in grado di connettersi autonomamente alla rete e di svolgere la totalità delle funzioni, prescindendo da un altro *device*. Esempi sono i Google Glass e Lilypad Arduino.

La funzionalità principale dei dispositivi *wearable* è quella di memorizzare i dati della persona che lo indossa, principalmente dati riconducibili alle attività svolte quando si è in movimento e persino nel sonno. Proprio per questa capacità, il campo di applicazione principale di queste tecnologie è quello sportivo. Chi esegue una sessione sportiva, che può anche essere una semplice corsa o camminata al parco indossando un *device* IoT, può successivamente analizzare i dati risultanti dalla sessione come i chilometri percorsi, le calorie consumate e i battiti cardiaci in media.

Ovviamente, a seconda della tipologia di *wearable device*, i dati potranno essere osservati e analizzati direttamente sul dispositivo oppure sull'hardware di appoggio, che solitamente coincide con lo smartphone.

Negli ultimi periodi, soprattutto in USA, i *wearable device* stanno assumendo una notevole rilevanza nel settore *healthcare* grazie al monitoraggio di dati relativi alla salute del possessore, all'interno dei quali possono rientrare anche quelli riferiti ad alcune malattie croniche.

Un esempio di questo campo di applicazione è presente all'interno della ricerca condotta da M. Randriambelonoro, Yu Chen e Pearl Pu nel 2017, "*Can Fitness Trackers Help Diabetic and Obese Users Make and Sustain Lifestyle Changes?*", nella quale è stato studiato come il *tracking* dell'attività possa influenzare il comportamento

e lo stile di vita di malati cronici (obesi e diabetici) generando una maggiore propensione allo svolgimento dell'esercizio fisico.

Un esempio recente è fornito dalla partnership tra Apple e IBM per la creazione di un sistema di intelligenza artificiale, IBM Watson Health, volto a migliorare la salute della popolazione.

IBM Watson Health è stato creato per aiutare a risolvere alcune delle sfide sanitarie più urgenti al mondo attraverso dati, analisi e intelligenza artificiale. Combinando gli esperti umani con l'intelligenza artificiale, IBM Watson Health aiuta i professionisti della salute e i ricercatori di tutto il mondo a tradurre dati e conoscenze in approfondimenti per prendere decisioni più informate sulle cure, in centinaia di ospedali e organizzazioni sanitarie (IBM, 2015).

1.6.1 L'evoluzione e il mercato dei dispositivi wearable

In generale, i *wearable device* rappresentano un oggetto di piccole dimensioni, dotato di un'enorme tecnologia all'interno; tecnologia che in pochi anni si è evoluta portando alla commercializzazione di prodotti che fino a qualche tempo fa non erano neanche possibili da immaginare.

La storia di questi dispositivi probabilmente parte intorno al 1960 dall'idea sviluppata da Claude E. Shannon e Edward O. Thorp, i quali realizzarono il primo microcomputer, posizionabile all'interno di una scarpa e collegato ad un apparecchio acustico mediante un sottilissimo filo, utilizzato illegalmente nei casinò al fine di aumentare del 40% la probabilità di vincita alla roulette.

Ufficialmente però gli albori risalgono agli anni '70 e '80 quando aziende come Seiko, Casio, IBM, Citizen e Timex crearono i primi orologi da polso con funzionalità aggiuntive quali cronometro, calcolatrice e memorie accessibili velocemente (Wikipedia, 2020).

Intorno al 1990, invece, nascono gli apparecchi acustici indossabili per non udenti e nascono le prime webcam che possono essere posizionate sulla testa tramite una fascia. Insieme al secondo millennio arrivano i lettori musicali MP3, il primo iPod e gli auricolari Bluetooth, ai quali segue la nascita della prima GoPro qualche anno più tardi.

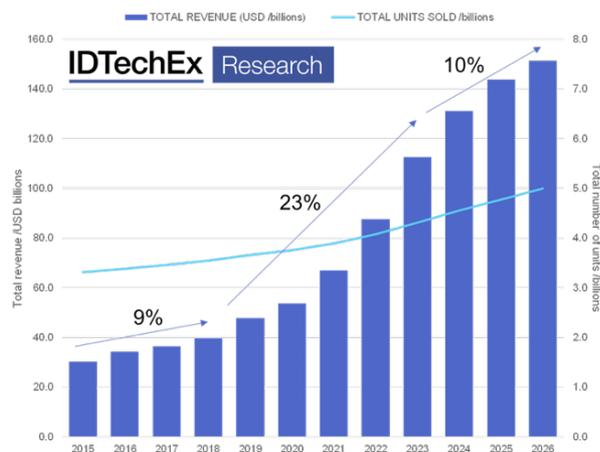
L'esplosione definitiva avviene intorno al 2010, con l'avvento dei primi smartwatch e dei loro autonomi sistemi operativi, e con i primi occhiali intelligenti, i Google Glass.

Oggi i dispositivi *wearable* assumono un ruolo determinante, proponendosi come tema centrale delle più importanti fiere e conferenze tecnologiche mondiali, come ad esempio l'IFA, e come opportunità di mercato per i più grandi brand mondiali.

Grazie all'evoluzione delle proprie tecnologie e più in generale ad un lifestyle dei consumatori sempre più improntato al mondo tecnologico, secondo le stime, il mercato *wearable* è in netta crescita, difatti il numero di dispositivi indossabili collegati in tutto il mondo dovrebbe aumentare a oltre 1,1 miliardi nel 2022. In termini di valore, il mercato globale dei dispositivi in questione, dovrebbe superare i 67 miliardi di dollari entro il 2024 con un CAGR del 15,5% a partire dal 2019 (Statista, 2019).

Altre stime, condotte nel 2016, prevedono un mercato in leggera crescita fino al 2018, per poi, dal 2019, anno in cui avverrà la fatidica esplosione del mercato, si passerà dai circa 40 miliardi di dollari generati dal mercato agli oltre 100 miliardi di dollari entro il 2023. La crescita subirà una flessione fino al 2026 con CAGR pari al 10% (2024 - 2026) rispetto a quello tra il 2019 e il 2023 uguale al 23%. (IDTechEx, 2016).

Figura 1.7 Revenue del mercato wearable



Fonte: IDTechEx, 2016

Come già accennato in precedenza, gli oggetti indossabili stanno penetrando sempre di più all'interno del settore *healthcare* e, in relazione a questo, un'analisi condotta da Frost & Sullivan, "*Wearable Technologies in Clinical and Consumer Health, Forecast to 2020*" (2016), prevede che il mercato globale dei dispositivi indossabili in ambito medico genererà 18,9 miliardi di dollari nel 2020 a partire dai 5,1 miliardi di dollari prodotti nel 2015, con un tasso di crescita annuale composto (CAGR) del 29,9%. La stessa analisi prevede inoltre che i dispositivi indossabili per il

monitoraggio della salute dei consumatori cresceranno ad un CAGR del 27,8% e che, quelli utilizzati per uso medico e clinico, cresceranno ad un CAGR del 32,9%.

Fino al 2018, a farla da padrone, nel mercato *wearable*, erano gli oggetti da polso, ossia gli smartwatch e gli *smart wristband*, che si accaparravano circa il 65% del totale del mercato ma, nell'ultimo anno, ci sono stati altri dispositivi che hanno subito una crescita notevole. Tra questi ritroviamo gli *smart glasses*, che alla fine del 2020 rappresenteranno circa il 10% dei dispositivi *wearable* venduti, con un valore pari a circa il 40% del mercato totale a causa del prezzo elevato. Anche i vestiti intelligenti, i cosiddetti *smart clothes*, subiranno una buona crescita che li porterà nel 2020 a rappresentare fino al 7,3% delle unità vendute nel mercato (CCS Insight, 2018).

Cenno particolare meritano gli *hearable device*, i quali sono comunque parte integrante del mercato dei dispositivi indossabili (*wearable*); secondo gli ultimi dati presenti nel "Worldwide Quarterly Wearable Device Tracker report" di IDC, del 2019, sono state vendute più di 170 milioni di cuffie wireless nell'ultimo anno considerato, che rappresentano il 50,7% della *unit market share* all'interno del mercato.

Ad oggi protagonisti assoluti del segmento in questione, i dispositivi *hearable*, hanno permesso ad Apple di consolidare la sua leadership nel mercato, attraverso le innumerevoli vendite dei prodotti AirPods e AirPods Pro.

1.7 Smartwatch: definizione e sviluppo

L'esempio tipico di *wearable device* è sicuramente lo smartwatch, un orologio digitale intelligente che, oltre a mostrare l'ora, offre la possibilità di compiere diverse altre azioni toccando o scorrendo il display touchscreen. Essendo dotati di tecnologia wireless, la maggior parte degli smartwatch, è in grado di estendere le capacità dello smartphone al quale il dispositivo è abbinato. Chi lo indossa può utilizzare l'interfaccia dell'orologio, la quale include diverse applicazioni simili o identiche a quelle del telefono, per effettuare una molteplicità di azioni senza avere quest'ultimo a portata di mano. Pertanto, direttamente attraverso l'orologio, è possibile ricevere e inviare SMS, messaggi Whatsapp ed e-mail, rispondere ed effettuare chiamate, consultare il meteo, consultare le mappe, ricevere indicazioni stradali ed effettuare una richiesta all'assistente vocale, di cui Siri ne è un esempio. Seppure queste funzioni sono fruibili direttamente da smartwatch, necessitano comunque l'abbinamento ad uno smartphone per il funzionamento. La quasi totalità degli smartwatch non è in grado di connettersi

autonomamente alla rete, non disponendo di una SIM per usufruire della linea dati e non possedendo di una tecnologia che permetta il collegamento ad una rete Wi-Fi.

Per questo motivo, i dati in entrata vengono ricevuti prima sul telefono e successivamente vengono girati tramite connessione wireless allo smartwatch. Allo stesso modo, il processo per i dati in uscita può essere effettuato sull'orologio ma l'invio effettivo avverrà tramite telefono. Ad esempio, è possibile comporre direttamente dallo smartwatch messaggi di testo tramite scrittura o dettatura e, in seguito, è possibile premere "invio" ma il dispositivo che effettuerà realmente l'invio del messaggio sarà sempre lo smartphone.

Sebbene molte funzionalità sono subordinate all'hardware di riferimento, gli smartwatch, possiedono una serie di altre attività indipendenti che possono svolgere in autonomia, prescindendo dall'abbinamento al telefono.

Probabilmente è proprio l'evoluzione di queste attività considerate autonome e il miglioramento delle performance delle attività subordinate che, negli ultimi anni, ha portato alla crescita del mercato dei *wearable device* e più nello specifico dei dispositivi da polso, facendo in modo che l'orologio smart non sia considerato solo come un accessorio per smartphone ma anche come un dispositivo per certi aspetti indipendente e non subordinato alle funzionalità dell'hardware di riferimento.

Più nel dettaglio, le funzionalità che lo smartwatch può svolgere in autonomia, riguardano principalmente il rilevamento e il monitoraggio dell'attività, resa possibile grazie all'integrazione all'interno del dispositivo del GPS, dell'accelerometro e del cardiofrequenzimetro.

Grazie all'integrazione di queste tecnologie, il dispositivo è in grado di rilevare i nostri battiti cardiaci, la nostra attività durante il sonno, durante una camminata, una corsa o più semplicemente durante tutto l'arco della giornata, purché l'orologio sia saldamente allacciato al polso. Gli sportivi, professionisti e non, possono utilizzarlo per analizzare le proprie sedute di allenamento, le persone più sedentarie invece possono essere spronate dalla notifica visibile sullo schermo che suggerisce di fare un po' di esercizio, qualora il GPS rilevi che si è stati troppo tempo fermi. Inoltre, se l'orologio ha un chip NFC (*near field communication*), è possibile effettuare pagamenti direttamente dal dispositivo, memorizzando una carta di credito sul wallet digitale (di cui Apple Pay ne è un esempio).

1.7.1 L'Evoluzione e il mercato degli smartwatch

Anche la storia degli smartwatch affonda le sue radici in tempi non troppo recenti, riconducibili alla nascita della tecnologia computerizzata. Difatti, il primo orologio intelligente fu creato dalla Hamilton Watch Company, in collaborazione con la Electro/Data, Inc., la quale nel 1972 lanciò l'orologio Pulsar, dotato di un display digitale e della tecnologia LED, attraverso la quale, premendo un pulsante, era possibile visualizzare l'orario. Probabilmente questo è stato il momento cruciale nella storia degli smartwatch, che ha praticamente rivoluzionato il campo degli orologi e ha spianato la strada ai nuovi dispositivi. Nel corso degli anni seguenti, furono lanciati altri modelli da diverse aziende che aggiungevano ulteriori funzionalità, tra le quali la sveglia, la possibilità di connettersi ai diversi PC dell'epoca tramite cavo e la calcolatrice, fino ad arrivare al 1994, anno in cui l'azienda Timex, in collaborazione con Microsoft, lanciò il Timex Datalink, il primo orologio in grado di scaricare dati da un computer in modalità wireless. In seguito, nacquero diverse evoluzioni che, da un lato apportavano miglioramenti riguardanti lo scambio di dati con il PC via wireless rendendolo più efficiente, e dall'altro introducevano nuove funzionalità come ad esempio quella di effettuare chiamate, funzionalità presente nel primo dispositivo Samsung SPH-WP10 dotato di microfono e altoparlante. La continua innovazione, ci porta fino ai giorni nostri, in cui si è assistito alla nascita dei primi sistemi operativi autonomi dei dispositivi *wearable* da polso come il watchOS dell'Apple Watch e l'Android Wear del Samsung Gear e del LG Watch.

Come visto in precedenza, il progresso tecnologico ha trasformato la visione relativa agli smartwatch. Inizialmente considerato prodotto di nicchia e subordinato al telefono, è ora divenuto maggiormente popolare, grazie allo sviluppo delle funzionalità che gli forniscono una maggiore indipendenza e che portano sempre di più i consumatori a tenere in tasca o in borsa il proprio telefono interfacciandosi maggiormente con l'orologio digitale. A conferma del fatto che è in corso un cambiamento sostanziale della *vision* dei consumatori, da una ricerca di Ericsson emerge che l'83% degli utenti smartphone si aspetta che la tecnologia *wearable* offrirà in futuro una qualche forma di connettività autonoma, intensa come *cellular connectivity*. Seppure si sta ancora aspettando il definitivo passo verso una maggiore indipendenza dallo smartphone, la trasformazione procede velocemente, difatti alcuni, seppure pochi, dispositivi sono in grado di connettersi alla rete tramite SIM e altri, come i nuovi modelli Apple e Samsung, tramite Wi-Fi. Questa evoluzione sta già

avendo effetti concreti sul mercato, il quale è in continua crescita da diversi anni e che, osservando il Worldwide Quarterly Wearable Device Tracker report” di IDC del 2019, ha registrato 92,4 milioni di unità vedute nell’ultimo anno rispetto alle 75,3 milioni di unità vendute nel 2018, con un tasso di crescita anno per anno relativo (*year on year growth rate*) pari a 22,7% (figura 1.8).

Figura 1.8 analisi del mercato wearable in termini di unità vendute 2018-2019

Product	2019 Shipments	2019 Market Share	2018 Shipments	2018 Market Share	Year-Over-Year Growth
Earwear/Hearables	170.5	50.7%	48.6	27.3%	250.5%
Wristband	69.4	20.6%	50.5	28.4%	37.4%
Watch	92.4	27.5%	75.3	42.3%	22.7%
Others	4.2	1.3%	3.5	2.0%	19.5%
Total	336.5	100.0%	178.0	100.0%	89.0%

Fonte: IDC, 2019

Secondo le previsioni riferite ai ricavi generati, invece, il mercato globale degli smartwatch dovrebbe crescere da 41,86 miliardi di dollari nel 2017 a 109,28 miliardi di dollari entro il 2023, con un tasso di crescita annuale composto (CAGR) del 17,34%, relativo al periodo considerato (MRRF Analysis, 2020).

Analizzando invece la situazione competitiva all’interno del mercato *wearable*, uno studio condotto da CCS Insights, 2018 dimostra che i consumatori hanno il doppio delle probabilità di essere a conoscenza del prodotto Apple Watch e delle sue caratteristiche rispetto ai prodotti dei competitor. La maggiore awareness del prodotto di casa Apple, si traduce in una maggiore quota di mercato come si può osservare dalla figura 1.9, presente all’interno del report di IDC precedentemente citato.

Figura 1.9 panorama competitivo del mercato wearable

Company	2019 Shipments	2019 Market Share	2018 Shipments	2018 Market Share	Year-Over-Year Growth
1. Apple	106.5	31.7%	48.0	27.0%	121.7%
2. Xiaomi	41.7	12.4%	23.3	13.1%	78.8%
3. Samsung	30.9	9.2%	12.2	6.9%	153.3%
4. Huawei	27.9	8.3%	11.2	6.3%	148.8%
5. Fitbit	15.9	4.7%	13.8	7.8%	14.8%
Others	113.5	33.7%	69.4	39.0%	63.7%
Total	336.5	100.0%	178.0	100.0%	89.0%

Fonte: IDC, 2020

I dati mostrano come l'azienda di Cupertino, grazie ai suoi prodotti Apple Watch, AirPods e AirPods Pro, sia leader indiscusso del mercato, con 106,5 milioni unità vendute nel 2019, un year on year growth rate pari al 121,7% e con una quota di mercato espressa in unità vendute pari a 31,7%, più del doppio di quella di Xiaomi, secondo in termini di unit market share all'interno del mercato.

Capitolo 2 - L'estensione del modello della continuance intention to use

Il modello proposto da Carillo, Scornavacca e Za nella ricerca “*An investigation of the role of dependency in predicting continuance intention to use ubiquitous media systems: Combining a media system perspective with expectation-confirmation theories*” (2017), si pone il fine di valutare l'influenza della *dependency* di un utente sull'intenzione di continuare ad utilizzare un cosiddetto *ubiquitous media systems*, utilizzando lo smartphone come campione per testare il modello.

L'obiettivo della presente ricerca è quello di estendere il modello concettuale sopracitato, modificando il dispositivo di riferimento utilizzato per la raccolta dei dati e introducendo nuove variabili, necessarie al fine di catturare ulteriori aspetti in grado di influenzare l'utilizzo continuativo di un dispositivo multimediale da parte dei consumatori.

Per l'estensione del modello, in termini di ulteriori aspetti da considerare, è necessario un focus sulla variabile dipendente oggetto dell'analisi, ossia la *continuance intention to use*, anche chiamata *continuance intention*, la quale fa riferimento all'intenzione da parte del consumatore di continuare ad utilizzare un prodotto o un servizio.

L'utilizzo continuativo nel tempo, ovviamente, presuppone che il consumatore abbia già acquistato un determinato prodotto o un determinato servizio e che ne abbia effettuato una prima valutazione in termini di performance. Pertanto, in questo ambito, risultano fondamentali i costrutti che si concretizzano nella fase di post-acquisto, riscontrabili attraverso un'analisi che mira alla comprensione delle variabili maggiormente rilevanti, che determinano e influenzano in modo significativo le percezioni dei consumatori.

Più nel dettaglio, saranno eseguite alcune tecniche di *text mining* sulle recensioni dei consumatori relative al prodotto Apple Watch, utilizzato come campione della categoria merceologica di riferimento; tale analisi è volta alla comprensione dell'opinione (*sentiment*) generale e, soprattutto, si pone il fine di rilevare gli aspetti del prodotto ritenuti più importanti dai consumatori, i quali saranno sintetizzati in variabili che potranno essere introdotte nel modello concettuale.

2.1 Il text mining e la sentiment analysis

I progressi in ambito tecnologico hanno cambiato il nostro stile di vita e il nostro modo di comunicare.

A differenza del passato, in cui le opinioni si scambiavano principalmente attraverso dialoghi diretti, il contesto odierno, soprattutto grazie allo sviluppo di internet e alla seguente nascita dei social media, prevede una varietà di metodi attraverso i quali vengono generati e veicolati i pensieri individuali.

Esistono oggi una molteplicità di piattaforme online, tra cui siti Web, social media, forum e blog, che consentono agli individui di esprimere e condividere un proprio pensiero a riguardo di un particolare oggetto, concreto o astratto che sia, generando ciò che viene comunemente definito il *Word-of-Mouth* (J. Pfeffer et al., 2014).

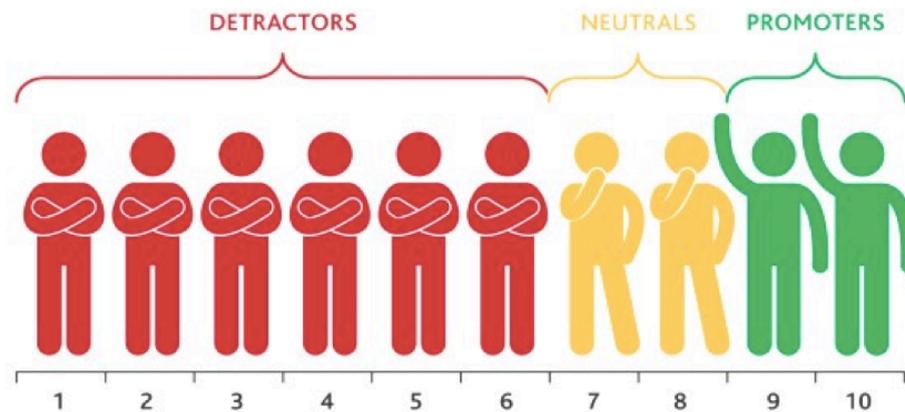
Come emerge dalla letteratura, l'importanza delle opinioni si può evincere sia a livello individuale che a livello aziendale. Questo perché le opinioni riscontrabili online e offline, sono in grado di influenzare il processo decisionale degli individui e perché, d'altro canto, spesso le opinioni dei consumatori si sintetizzano in quella che viene definita la reputazione di un'azienda.

Compresa l'importanza dell'opinione dei consumatori, tutte le aziende, al fine di preservare e migliorare la propria reputazione, mirano alla comprensione della soddisfazione e della possibile fedeltà dei propri clienti attraverso l'utilizzo di alcune metriche fondamentali, basandosi su dati rinvenuti mediante l'utilizzo di *survey*, *focus group* e *interview* (M. Davidow e J. Leigh, 1998).

Esempio di metriche essenziali, sono sicuramente la *customer satisfaction*, che esprime il numero di clienti o la percentuale di clienti soddisfatti dall'esperienza con l'azienda, e il *Net Promoter Score*, il quale misura la percentuale di consumatori che promuovono il brand o il prodotto e, che implicitamente misura in che modo l'azienda stia performando nel soddisfare i suoi clienti e creare *loyalty*.

Il *Net Promoter Score* (NPS) è dato dalla differenza tra la percentuale di *promoters* e la percentuale di *detractors*, i quali sono definiti richiedendo ai clienti di indicare quanto è probabile che questi raccomandino il brand o il prodotto a amici o colleghi su una scala da 1 a 10. Si definiscono *promoters* coloro che rispondono con un punteggio maggiore o uguale a 9, mentre si definiscono *detractors* coloro i quali esprimono un punteggio minore o uguale a 6. Coloro che rispondono con un punteggio uguale a 6 o 7 sono considerati *neutrals*.

Figura 2.1 Net Promoter Score



Fonte: Luiss Learn, Luiss Guido Carli - corso di Analisi e Misurazioni delle performance di Marketing

L'80% dei dati totali online è in forma non strutturata, questo è causato dall'aumento esponenziale in termini numerici della condivisione delle opinioni tramite internet. Questa elevata mole di informazioni non è pertanto trascurabile e, di conseguenza, ha generato la necessità di affiancare agli strumenti tradizionali per il monitoraggio della soddisfazione e della fedeltà, alcuni processi che ne consentano una comprensione immediata, che sono quindi in grado di trasformare dati non strutturati, in informazioni significative per il soggetto che le analizza.

Proprio da questa esigenza nascono le tecniche di *text mining*, tra cui la *sentiment analysis*, che permettono una rilevazione e una comprensione dei dati presenti nel testo in modo efficiente, trasformando un corpo testuale in aspetti rilevanti a livello manageriale. Questa trasformazione avviene mediante l'utilizzo di strumenti computazionali per il ritrovamento delle informazioni e attraverso le capacità del ricercatore di comprendere il contesto di riferimento e di trasformare i risultati in dati significativi (J. Hartmann et al., 2018).

Più nello specifico, la *sentiment analysis*, anche conosciuta come *opinion mining*, permette di estrarre le informazioni contenute in un testo, grazie a tecniche di *data mining* e di *Natural Language Processing*, determinando la *polarity* dell'opinione rispetto ad un'entità specifica, riscontrabile in dizionari specifici (B. Liu, 2012).

Con il calcolo della polarità si mira all'identificazione dell'orientamento del sentimento all'interno dell'opinione, assegnando un punteggio basato sull'intensità, negativa o positiva, del sentimento stesso. Questa tipologia di score varia in relazione al dizionario utilizzato e in base alla metodologia attraverso la quale viene condotta la

sentiment analysis. Esistono tre diversi metodi, più comunemente chiamati livelli, per la definizione della polarità:

- *Sentiment analysis at document level*, che calcola la polarità prendendo in considerazione l'intero documento (solitamente inteso come intera recensione);
- *Sentiment analysis at sentence level*, dove lo score viene calcolato sommando i diversi punteggi delle singole frasi all'interno del documento;
- *Sentiment analysis at aspect level*, in cui la *polarity* viene definita identificando nel *document* il target specifico dell'opinione.

2.1.1 La scelta del prodotto

Come già anticipato all'inizio di questo capitolo, la *sentiment analysis* sarà condotta sul prodotto Apple Watch, campione rappresentativo della categoria smartwatch.

La scelta di questo prodotto è principalmente motivata dalla sua posizione di leader all'interno del mercato di riferimento.

L'analisi "*Global Smartwatch Shipments*" condotta da Strategy Analytics nel 2019 sul segmento relativo ai soli *wearable device* da polso, dimostra che le vendite di Apple Watch sono in continua crescita, trainando Apple al primo posto in termini di unità vendute e in termini di market share all'interno del mercato di riferimento.

Come si può osservare dalla figura 2.2, Apple ha consolidato la sua posizione di leader nel mercato, aumentando la market share di quasi il 3% tra il terzo quadrimestre del 2018 (45% MS) e il terzo quadrimestre del 2019 (47,9% MS).

Figura 2.2 Market share nel segmento wearable device

Global Smartwatch Vendor Marketshare (% of Total)	Q3 '18	Q3 '19
Apple	45.0%	47.9%
Samsung	11.0%	13.4%
Fitbit	15.0%	11.3%
Others	29.0%	27.5%
Total	100.0%	100.0%

Fonte: Strategy Analytics, 2019

Competitor principale di Apple nel mercato è Samsung, salito in seconda posizione a discapito di Fitbit durante il periodo preso in considerazione, con una market share pari al 13,4%; Fitbit si posiziona invece terzo con una quota di mercato dell'11,3% e perdendo quasi 4 punti percentuali tra il terzo quadrimestre del 2018 e il terzo quadrimestre del 2019.

Nello stesso arco temporale, il rapporto mostra che sono in notevole aumento anche le unità di Apple Watch vendute, le quali arrivano a 6,8 milioni rispetto alle sole, si fa per dire, 4,5 milioni di unità vendute nel terzo quadrimestre dell'anno precedente, riflettendo un tasso di crescita annuale del 51% circa.

La maggior parte delle recensioni che costituiranno il dataframe utilizzato per la *sentiment analysis* e le altre tecniche di *text mining*, saranno raccolte dal sito Web BestBuy.com, di proprietà di Best buy Co., Inc, il più grande rivenditore al dettaglio di elettronica di consumo negli Stati Uniti (21% del mercato), il quale opera anche in Canada, Messico e Cina.

Pertanto, osservando i trend relativi al mercato nordamericano, il rapporto “*Wearable Band Analysis (sell-in shipments)*” condotta da Canalys nel 2019 (figura 2.3), sulle vendite relative ai soli dispositivi smart da polso in USA e Canada, dimostra che, considerando esclusivamente il “nuovo continente”, la situazione è pressoché analoga a quella dipinta nello scenario mondiale.

Figura 2.3 Vendite e market share nel segmento wearable device in Nord America

Vendor	Q2 2019 shipments (million)	Q2 2019 market share	Q2 2018 shipments (million)	Q2 2018 market share	Annual growth
Apple	2.9	37.9%	2.2	39.5%	+32%
Fitbit	1.9	24.1%	1.6	28.3%	+18%
Samsung	0.8	10.6%	0.4	6.7%	+121%
Garmin	0.5	7.0%	0.5	8.4%	+15%
Fossil Group	0.3	4.1%	0.2	4.3%	+34%
Others	1.3	16.3%	0.7	13.0%	+73%
Total	7.7	100.0%	5.6	100.0%	+38%



Fonte: Canalys, 2019

Andando nel dettaglio, Apple, seppur perdendo l'1,6% di market share tra il secondo quadrimestre del 2018 e il secondo quadrimestre del 2019, ha notevolmente aumentato il numero di unità vendute in questo segmento, arrivando a 2,9 milioni di Apple Watch venduti rispetto ai 2,2 milioni dell'anno precedente, con una crescita annuale pari a circa il 32,5%

Competitor principale nel Nord America è Fitbit, secondo per quota di mercato, la quale è pari 24,1%; il brand Samsung si posiziona terzo con una quota di mercato del 10,6%.

Altro dettaglio da non trascurare, è che queste analisi includevano anche dati relativi ai *fitness tracker*, quindi è ipotizzabile che il dominio di Apple sia ancora più elevato se si prendessero in considerazione i soli smartwatch con funzionalità complete.

Apple con i suoi Apple Watch continua la sua vertiginosa crescita e, grazie al rilascio della quinta generazione del suo Watch, ha consolidato la posizione di leader indiscusso del mercato.

Il nuovo orologio intelligente della casa di Cupertino, seppur mantenendo le stesse sembianze in termini di design dal momento del rilascio del primo modello, risulta sempre più performante e in grado di rispondere alle esigenze del mercato.

Con la nuova versione sono stati introdotti l'altimetro e la bussola, quest'ultima, lavorando con il GPS integrato, risulta molto utile negli spostamenti osservabili attraverso l'applicazione mappe.

La novità più importante è però riconducibile all' *always on display*, che rende l'Apple Watch molto più simile ad un orologio tradizionale, accogliendo le molteplici richieste dei consumatori.

Con l'introduzione di questa novità, Apple, cerca di apportare le migliorie necessarie per implementare l'esperienza d'uso e soddisfare le richieste dei suoi clienti.

In un *advertising* recente "*A portrait of Apple, Different together*", il brand comunica: "*At Apple, we're not all the same. And that's our greatest strength. We draw on the differences in who we are, what we've experienced, and how we think. Because to create products that serve everyone, we believe in including everyone.*"

Pertanto, Apple, punta sulla differenza tra gli individui al fine di creare, attraverso l'esperienza, prodotti che siano adatti ad accogliere le diverse necessità delle molteplici tipologie di consumatori presenti sul globo.

Il successo degli Apple Watch è giustificato dai grandi progressi sviluppati nel corso degli anni, i quali si concretizzano in recensioni estremamente positive ricevute su tutti i principali siti di tecnologia, i quali concordano sul fatto che non esistano smartwatch migliori di quelli prodotti da Apple.

2.1.2 Il data scraping

Il *data scraping* è una tecnica di *data mining* attraverso la quale un programma estrae i dati dall'output generato da un altro programma, storicizzandoli in un foglio di calcolo o in un file locale salvato sul computer (Upwork, 2018).

Questo processo si manifesta comunemente nel *web scraping*, che rappresenta uno dei metodi più efficienti per estrarre dati non strutturati dal Web, ossia tag HTML, i quali sono in seguito convertiti in metadati e memorizzarli in locale all'interno di un database.

Per meglio comprendere il processo di *web scraping* è opportuno chiarire il significato di due concetti fondamentali: HTML e URL.

L'acronimo inglese HTML sta per *Hypertext Markup Language* e rappresenta il linguaggio di programmazione più utilizzato per la creazione di pagine e documenti sul World Wide Web. Attraverso il linguaggio HTML si creano i *Document Object Model* (DOM), pagine di testo composte da marcatori, più comunemente chiamati tag, che definiscono la struttura della pagina Web (S. Abiteboul et al., 2000).

Quest'ultima è divisa in struttura *intradocument*, che comprende il layout della pagina, e in struttura *interdocument*, che rappresenta tutti i collegamenti ad altri documenti o siti Web.

In informatica, un URL (*Uniform Resource Locator*), spesso chiamato anche indirizzo Web, è una particolare sequenza di caratteri alfanumerici che identifica univocamente l'indirizzo di una determinata informazione presente su Internet. Per poter raggiungere tale risorsa, si utilizza di solito un apposito programma chiamato browser mediante il quale, una volta digitato l'URL nell'apposita barra degli indirizzi, sarà appunto possibile raggiungere la risorsa cercata (G. Russel et al., 1999).

L'URL è composto principalmente da due parti essenziali:

- il protocollo di comunicazione, tipicamente in forma HTTP o HTTPS, generalmente utilizzato per il trasferimento delle informazioni sul World Wide Web;
- l'*hostname*, che rappresenta invece l'indirizzo fisico del server sul quale risiede la risorsa cercata, e che, normalmente, è costituito o da un *domain name* o da un apposito indirizzo IP.

Il processo di estrazione dei dati mediante *web scraping* si articola attraverso un codice, chiamato *scraper*, che, a partire da una richiesta (*query*), mira al raggiungimento, tramite URL, di un sito Web specifico.

Quando viene raggiunto il sito Web, lo *scraper* analizza il documento HTML ed estrae i dati non strutturati presenti al suo interno, convertendoli in un altro formato specifico, evidenziato nello *scraper* stesso (Upwork, 2018).

Il processo di *data scraping* in questa ricerca è stato condotto attraverso il software di programmazione R, il quale, mediante l'installazione di alcuni pacchetti (*library*), consente di estrarre e manipolare dati in formato HTML e di storicizzarli all'interno di un dataset. I dati sono stati raccolti da due siti Web diversi, BestBuy e Amazon, al fine di creare un insieme di informazioni più variegato, comprendente risorse testuali derivate da consumatori di diversa nazionalità, accomunati esclusivamente dalla lingua utilizzata per scrivere le recensioni, ossia l'inglese, per la quale esistono metodi di analisi del *sentiment* più efficaci e performanti.

Il primo sito scelto è di proprietà di Best buy Co., Inc, il quale opera principalmente in America e rappresenta il più grande rivenditore al dettaglio di elettronica di consumo negli Stati Uniti (21% del mercato) (Wikipedia, 2020). L'altro sito utilizzato per la raccolta delle recensioni dei consumatori è Amazon, la più grande azienda e-commerce al mondo. Per la raccolta di dati testuali in lingua inglese è stato preso in considerazione Amazon.co.uk, ossia il sito con suffisso del Regno Unito che rimanda all'online store su territorio britannico.

Entrambi i siti Web offrono la possibilità di osservare le recensioni formulate dai consumatori che hanno completato l'acquisto.

Analizzando nel dettaglio il processo di estrazione e raccolta dei dati, il quale è sintetizzabile nella creazione del codice *scraper*, questo è iniziato con l'inserimento della *start page*, ossia della prima pagina relativa alle recensioni, e con l'inserimento della *roll page*, la quale, in sintesi, è l'URL delle altre pagine contenenti le recensioni a cui viene sostituito il numero finale (indicante la pagina di riferimento) con la lettera "i". La sostituzione del numero con questo parametro permette allo *scraper* di effettuare il cosiddetto *cycling* per il raccoglimento dei dati tra le diverse pagine di recensioni. Per richiamare la pagina Web, è necessario installare le *library* "RCurl" e "XML"; la prima consente di scaricare l'URL di riferimento e la seconda permette il *parsing* dei dati in formato HTML. Grazie all'installazione dei due pacchetti è possibile ottenere la pagina in formato HTML, scaricando l'URL mediante la funzione "htmlParse". Il processo di scaricamento dell'URL in formato HTML è risultato leggermente più complesso per BestBuy, il quale nega l'accesso agli utenti non identificati. Pertanto, per scaricare la pagina, è stato necessario aggiungere la funzione "getCurlHandle", che permette il download attraverso un Curl-Handle, ossia un insieme di dati "opachi" che contengono un riferimento alla struttura di dati interna e che permettono l'esecuzione dell'URL richiesto (R Documentation).

```
> t <- getURL(startpage, ssl.verifyPeer = FALSE, curl = handle)
> web <- htmlParse(file = t)
```

Dopo aver scaricato la start page in formato HTML, è possibile eseguire le *query* al fine di ottenere specifiche sezioni della pagina utilizzando i diversi tag HTML presenti nella struttura DOM.

La struttura è stata interrogata più volte al fine di ottenere le informazioni rilevanti quali il *rating*, ossia lo score da 1 a 5 attribuito dai consumatori tramite stelle al prodotto, il nome dell'autore, la data in cui è stata scritta la recensione, il titolo, il testo e l'ID della recensione.

In seguito, la raccolta e la storicizzazione della totalità delle informazioni all'interno di un dataset sono stati possibili utilizzando un *loop* che permettesse al codice *scraper* di estrarre i dati contenuti in tutte le pagine.

All'interno del *loop*, pertanto sono state inserite:

- la funzione per scaricare i dati in formato HTML dell'URL corrispondente alla *roll page*;
- le *query* per ottenere i singoli elementi citati in precedenza;
- la funzione che permette il calcolo del numero totale di recensioni, il numero di recensioni mostrate in ogni singola pagina e il numero di pagine totali;
- il dataset di destinazione.

```
> ## Loop through pages
> for (i in 1:n_pag1) {
+   cat(paste0("Processing pag. ", i, " of ", n_pag1, "\n"))
+
+   ## We create the URL to get access to page number i
+   pg1 <- sprintf(rollpage1, i, i)
+
+   ## Download and parse the page
+   web1 <- htmlParse(getURL(pg1, ssl.verifyPeer = FALSE))
+
+   ## Parse 10 elements per time
+
+   # Get all star ratings
+   reviews_star <- xpathSApply(web1, "//div[@data-hook='review']/i//span[@class='a-icon-alt']", fun = xmlValue)
+   reviews_author <- xpathSApply(web1, "//div[@data-hook='review']/span[@class='a-profile-name']", fun = xmlValue)
+   reviews_date <- xpathSApply(web1, "//div[@data-hook='review']/span[@data-hook='review-date']", fun = xmlValue)
+   reviews_title <- xpathSApply(web1, "//div[@data-hook='review']/a[@data-hook='review-title']/span", fun = xmlValue)
+   reviews_text <- xpathSApply(web1, "//div[@data-hook='review']/span[@data-hook='review-body']/span", fun = xmlValue)
+   reviews_id <- as.vector(data.frame(matrix(unlist(xpathSApply(web1, "//div[@data-hook='review']/div[id]", fun = xmlAttrs)), ncol = 6, nrow = length(reviews_text), byrow = TRUE))$X5)
+
+   ## Some of these queries may produce warnings. Remember warnings are not Errors
+
+   ## Add data to the collection
+   amazon_data <- rbind(amazon_data, data.frame(reviews_id, reviews_author, reviews_date, reviews_star, reviews_title, reviews_text))
+ }
```

Tale processo è stato condotto per entrambi i siti Web considerati, portando alla creazione di due dataframe aventi diverso numero di osservazioni (righe) ma stesso numero di variabili (colonne), le quali corrispondono alle *query* effettuate sulla struttura.

Il passaggio che ha sancito il completamento del processo di *data scraping* si identifica nell'unione dei due insiemi di dati attraverso la funzione “merge”, che permette di unire due dataframe in base alla presenza di colonne o righe comuni (R Documentation).

2.1.3 Il dataframe

L'insieme risultante dal processo di *data scraping* illustrato nel paragrafo precedente, denominato “applewatch”, è composto da 6 colonne, rappresentanti le variabili, e da 2522 osservazioni che sintetizzano le recensioni dei consumatori per il prodotto Apple Watch su BestBuy in America e Amazon in Gran Bretagna.

In seguito sono state effettuate alcune trasformazioni delle variabili grazie alle funzioni “as.integer”, “as.date” e “as.character” che trasformano rispettivamente alcune variabili in *integer variable* (variabili contenenti solo numeri senza virgola), in *date variable*, (date in formato “AAAA-MM-GG”) e *character variable* (variabili contenenti testo). Inoltre, attraverso la funzione “str_replace”, utilizzabile installando il package “stringr”, è possibile rimpiazzare o eliminare alcuni elementi da tutte le osservazioni di una specifica variabile. Questo processo di trasformazione è stato condotto al fine di ottenere un dataset più ordinato e corretto in termini di nomenclatura delle variabili considerate.

Come si può notare dalla Tabella 2.4 si hanno, 3 variabili testuali, 2 variabili numeriche composte da numeri interi e una variabile che esprime la data della recensione (date variable).

Tabella 2.4 Le variabili di “applewatch”

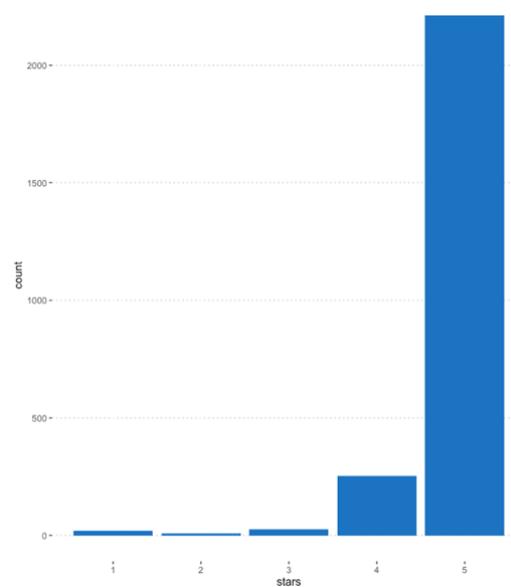
<i>Variabile</i>	<i>Classe</i>	<i>Contenuto</i>
<i>Doc_Id</i>	<i>Integer</i>	<i>Numero identificativo della recensione</i>
<i>Stars</i>	<i>Integer</i>	<i>Score assegnato al prodotto (da 1 a 5)</i>
<i>Author</i>	<i>Character</i>	<i>Nome dell'autore della recensione</i>
<i>Date</i>	<i>Date</i>	<i>Data di pubblicazione della recensione</i>
<i>Title</i>	<i>Character</i>	<i>Titolo della recensione</i>
<i>Text</i>	<i>Character</i>	<i>Testo della recensione</i>

Per osservare più approfonditamente la struttura di alcune variabili essenziali, sono stati condotti alcuni passaggi volti a cogliere le distribuzioni di frequenza e alcune statistiche descrittive di sintesi.

La variabile “stars” è costituita da 2522 osservazioni, le quali rappresentano un numero (da 1 a 5) che indica il punteggio che l’autore della recensione ha attribuito al prodotto. Dei 2522 score assegnati, la stragrande maggioranza è rappresentata dal punteggio 5 stelle, esattamente 2213 occorrenze, che rappresentano quasi l’88% del totale delle osservazioni.

La maggior parte degli altri score rimanenti è rappresentata dal voto equivalente 4 stelle con 253 occorrenze, che rappresentano circa il 10% del totale delle osservazioni. La netta prevalenza dei punteggi elevati, visibile in figura 2.5, è un indicatore abbastanza affidabile della soddisfazione dei consumatori in relazione al prodotto acquistato e, inoltre, può fornire una prima indicazione sui risultati derivanti dall’analisi della polarità che sarà condotta successivamente.

Figura 2.5 Frequenza della variabile stars



Il vettore “text” è di tipo “character” poiché costituito dal testo espresso nelle recensioni formulate dai consumatori e anch’esso, come il precedente, è composto da 2522 osservazioni.

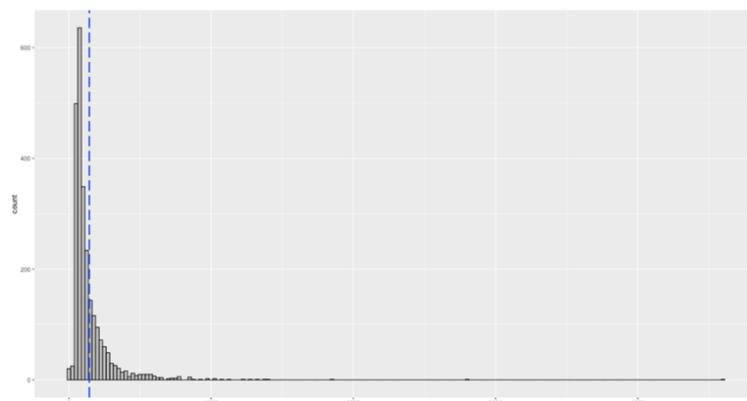
Al fine di determinare il numero di caratteri utilizzati per ogni recensione, la variabile “text” è stata inserita come input della funzione “nchar”, la quale ha generato altre 2522 osservazioni di classe numerica, che sono state inserite nel dataframe “applewatch”, sotto forma di nuova variabile (colonna).

Il passaggio successivo è stato calcolare la media aritmetica e la deviazione standard della variabile “nchar”, in modo da ottenere una misura del numero medio di caratteri

utilizzati per scrivere ogni recensione e quantificare l'ammontare della dispersione intorno al valore medio.

Da questi calcoli è emerso che il valore medio dei caratteri è pari a circa 144 e la deviazione standard è uguale a 176 circa, indicando che le recensioni presentano mediamente 176 caratteri in più o meno rispetto al valore medio. Prima di trarre conclusioni in relazione ai dati ricavati, è opportuno osservare la distribuzione di frequenza dei caratteri (figura 2.6).

Figura 2.6 Frequenza della variabile nchar



Come è possibile notare, la maggior parte dei valori si concentrano intorno al valore medio, indicando una certa similarità tra le recensioni in termini di caratteri utilizzati per la stesura.

La comprensione della natura delle recensioni risulta fondamentale nella selezione dell'approccio da utilizzare per la *sentiment analysis*. Data la similarità in termini di caratteri e la non eccessiva lunghezza del testo interno alle recensioni è stato selezionato l'approccio "at document level", attraverso il quale la polarità viene calcolata prendendo in considerazione l'intero documento (recensione), ritenendo poco opportuno dividere la recensione in frasi come accade effettuando una *sentiment analysis at sentence level*.

2.1.4 Il modello Bag of Words

Uno degli approcci di *text mining* utilizzato in questa analisi è il *Bag of Words*, un modello di rappresentazione testuale in grado di estrarre dati rilevanti da documenti di testo, inserendoli, prima in un *corpus* e in seguito all'interno di matrici a doppia entrata (Y. Goldberg, 2017).

Il modello si basa su parole e su gruppi di parole consecutive (*n-grams*), tale per cui il contenuto è rappresentato dall'insieme delle parole, non considerando l'ordine delle parole stesse all'interno della frase e il loro significato dal punto di vista grammaticale. Seguendo questa logica, vengono perse tutte le informazioni relative alla struttura della recensione e alla relazione semantica tra i termini ma, allo stesso tempo, il contenuto informativo rimane invariato (A. Traspinar, 2015).

In sintesi, attraverso questo approccio, si mira principalmente a valutare la frequenza di ogni termine all'interno dell'intero corpo testuale.

Passaggio necessario per condurre il modello BoW è la creazione del *corpus*, il quale comprende l'intero ammontare di testo scaricato.

La creazione di questo elemento è stata condotta installando e caricando la *library* "tm" (*text mining*), che permette di effettuare operazioni di *text manipulation*; il risultato dell'operazione è una struttura di tipo VCorpus (*virtual corpus*) contenente 2522 documenti equivalenti alle recensioni.

```
> corpus <- tm::VCorpus(DataframeSource(applewatch))
> corpus
<<VCorpus>>
Metadata: corpus specific: 0, document level (indexed): 5
Content: documents: 2522
```

In seguito, attraverso la funzione "tm_map" è possibile pre-processare la struttura eliminando alcuni elementi superflui e trasformando alcuni termini al fine di rendere il contenuto testuale più omogeneo.

Nel particolare sono necessarie una serie di operazioni tra cui:

- eliminare spazi bianchi superflui;
- convertire il testo in formato minuscolo, in modo che i termini siano standardizzati e che l'algoritmo non percepisca come diverse, parole del tipo *Love* e *love*;
- rimuovere numeri e punteggiatura al fine di evitare che l'algoritmo consideri come diversi, termini del tipo: *apple*, *apple1* and *@apple*;
- eliminare le cosiddette *stopwords* dal testo, ossia quelle parole comuni, come ad esempio le congiunzioni, che non sono relative ad uno specifico tema e non contribuiscono alla formazione del *sentiment*;
- sostituire le parole *apple watch* (parole consecutive) con *apple_watch* per differenziare il nome del prodotto dal nome del brand e la tipologia di oggetto.

Dopo aver ottenuto un insieme omogeneo, è possibile creare il *wordcloud* (figura 2.7) che mostra le parole più frequenti all'interno dell'intero corpo testuale. La rappresentazione, inoltre, tiene in considerazione anche la frequenza dei termini

il numero minimo di frequenza desiderato, è possibile ottenere tutti i termini che compaiono nel testo superando un determinato valore soglia, in questo caso posto uguale a 200. Osservando il codice esposto di seguito, si può notare che il risultato è pressappoco simile a quello ottenuto con il *wordcloud*. Le parole, infatti, rappresentano principalmente sentimenti positivi verso il prodotto, il nome, la tipologia di oggetto e qualche *feature* ritenuta, probabilmente, fondamentale.

```
> findFreqTerms(tdm, 250)
[1] "alway"      "appl"      "apple_watch" "batteri"    "can"        "easi"       "featur"
[8] "great"     "life"     "like"        "love"      "new"        "one"        "phone"
[15] "product"   "seri"     "time"        "upgrad"    "use"        "watch"     "work"
```

2.1.5 Le sentiment word

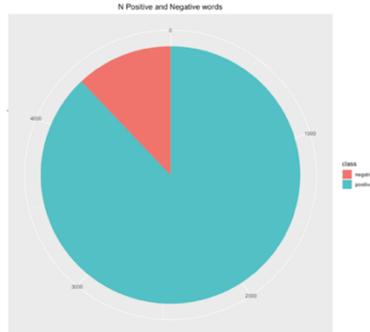
Il primo step, condotto per ottenere una comprensione generale della polarità del *sentiment* dei diversi documenti, è relativo al ritrovamento delle *sentiment word*.

Questa tecnica si traduce nel reperire parole che contribuiscono alla formazione del *sentiment*, senza assegnare loro uno score che indica quanto siano positive o quanto siano negative. L’analisi è stata condotta caricando la *library* “tidytext”, che permette di effettuare alcune operazioni di *text manipulation* e la trasformazione della matrice TDM in un *tidy-dataframe*. La funzione “tidy” opera attraverso la cosiddetta *tokenization*, la quale, in sintesi, divide il testo in *token* (termini) al fine di ottenere un dataframe *one-token-per-document-per-row*, tale per cui ogni riga del data frame comprende un singolo termine (R Documentation). Il risultato derivante dall’applicazione della funzione “tidy” alla matrice TDM è un oggetto di classe “tibble” avente 30477 righe, che rappresentano i termini totali, e 3 variabili, tra cui il *token* specifico, la recensione di appartenenza del *token* e il suo numero di occorrenza all’interno di quella specifica recensione. In seguito alla conversione è possibile calcolare la natura del *sentiment* (positivo o negativo) di ogni *token* all’interno del *tidy-dataframe* attraverso la funzione “inner_join” e inserendo la tipologia di *lexicon* che si vuole utilizzare.

Inserendo come input della funzione “inner_join” il *tidy-dataframe* precedente, si ottiene un ulteriore dataframe, che presenta 4915 osservazioni, che corrispondono alle sole parole alle quale è stato possibile attribuire un *sentiment* positivo o negativo, e quattro variabili, di cui le prime tre sono identiche a quelle contenute nel precedente dataframe, mentre l’ultima definisce la natura del *sentiment* di quel termine specifico. Eseguendo la funzione “table” per il dataframe appena creato, denominato

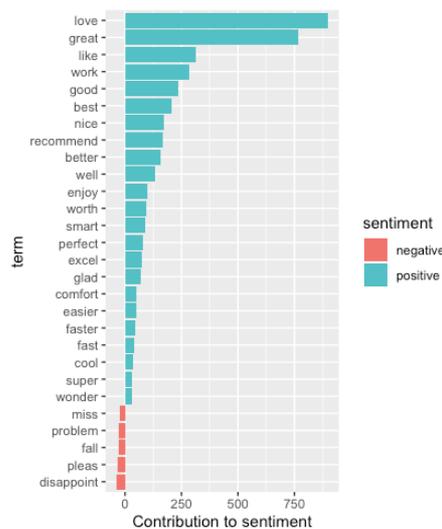
“sentwords”, si ottiene la frequenza dei termini classificati con *sentiment* positivo (4323) e dei termini classificati con *sentiment* negativo (592) (figura 2.8).

Figura 2.8 Frequenza delle positive e negative word



Al fine di visualizzare il contributo fornito da una parola alla tipologia di *sentiment*, è stata calcolata la frequenza di occorrenza dei termini, tale per cui maggiore è l’occorrenza e maggiore sarà il contributo che il termine fornirà al *sentiment* positivo o negativo; l’assegnazione del termine a una delle due categorie di *sentiment* varia a seconda della classificazione avvenuta attraverso l’applicazione della funzione “inner_join” vista precedentemente. Come si può osservare dalla figura 2.9, la parola *love* fornisce il maggiore contributo al *sentiment* di natura positiva, presentandosi più di 875 volte all’interno delle recensioni; per il *sentiment* negativo invece il maggiore contributo è fornito dal termine *disappoint*, il quale appare circa 75 volte all’interno dell’intero corpo testuale.

Figura 2.9 contributo delle parole al sentiment positivo e negativo



Al termine di questa prima *overview* sul *sentiment*, è possibile affermare che il testo risulta prevalentemente positivo, in quanto le parole che contribuiscono alla formazione di quest'ultimo, oltre ad essere presenti in numero maggiore all'interno delle recensioni (4323 contro 592), occorrono anche con frequenza maggiore rispetto a quelle di *sentiment* negativo. Per ognuna di queste *sentiment word*, inoltre, è possibile assegnare un punteggio in modo da determinare la polarità, la quale sarà spiegata nel prossimo paragrafo.

2.1.6 La sentiment polarity

Il calcolo della *polarity* nella *sentiment analysis* consiste nell'identificare l'orientamento (positivo o negativo) e l'intensità (quanto positivo o quanto negativo) del *sentiment* in base ai diversi termini.

In un approccio *Bag of Word*, il *sentiment* è determinato sulla base delle singole parole trovate nel *corpus*, trascurando il ruolo della sintassi e della grammatica. Queste parole vengono confrontate con il *lexicon* selezionato, che contiene parole positive e negative associate ad un predeterminato grado di intensità. L'orientamento e l'intensità del *sentiment* nel *lexicon* viene traslato alle parole presenti nelle recensioni nel caso in cui, dal confronto, emergano corrispondenze tra i termini.

Infine, la polarità viene determinata sulla base dell'approccio di analisi selezionato che, come già anticipato, in questa ricerca corrisponde alla *sentiment analysis at document level*, tale per cui la polarità di un documento è data dalla somma di tutti gli score attribuiti ai singoli termini che compongono il documento stesso.

Al fine di ottenere uno score per ogni recensione, il calcolo della *sentiment polarity* è stato condotto sulla variabile testuale presente nel dataframe "applewatch", dato che nel *corpus* si perdono tutte le informazioni relative alla struttura della recensione.

Pertanto, prima di procedere al calcolo della polarità, è stato necessario apportare, alla variabile del dataframe contenente il testo delle recensioni, le stesse trasformazioni effettuate in precedenza per il *corpus*.

Più nel dettaglio è stata creata la funzione "cleanText" al fine di:

- rimuovere punteggiatura e numeri;
- trasformare tutto il testo in minuscolo;
- rimuovere le *stopwords* poichè non contengono *sentiment*;
- rimuovere parole con una o due lettere;
- rimuovere spazi bianchi superflui.

In seguito alla sua creazione, la funzione è stata applicata, alla variabile "work_text", copia della variabile "text" contenente il testo delle recensioni.

La scelta di lavorare su una variabile copia è derivata dalla necessità di non modificare la variabile "text", la quale sarà utilizzata, nel corso dei seguenti paragrafi, per definire gli *n-gram*, ossia un insieme formato da più parole consecutive nel testo. L'eliminazione di alcune parole, che si otterrebbe con l'applicazione della funzione "cleanText", potrebbe distorcere il processo di creazione degli *n-gram*, associando due, tre o quattro parole che non sarebbero state consecutive nel testo senza questi cambiamenti.

Il calcolo della polarità su R si concretizza nella selezione della *library* e nella decisione del *lexicon* da utilizzare per il confronto.

Pertanto, dopo la trasformazione della variabile "work_text", è stato installato e caricato il pacchetto "syuzhet" ed è stata condotta la *sentiment analysis* utilizzando tutti e 4 i *lexicon* presenti al suo interno (Syuzhet, Afinn, Bing e Nrc) al fine di confrontare i risultati.

Osservando nel dettaglio i diversi *lexicon* si ha che:

- Syuzhet presenta 10748 parole, di cui 3587 positive e 7161 negative e classifica i termini in positivi o negativi con un intervallo che va da -1 (negativo) a +1 (positivo) con 16 valori diversi all'interno.
- Afinn possiede 2477 parole, di cui 878 positive e 1598 negative. Include *slang* di Internet, "parole oscene" e riconosce come negativi quei termini preceduti dall'avverbio di negazione "non". Il *lexicon* classifica i termini in base ad un intervallo che va da -5 a +5 contenente 11 diversi valori.
- Bing presenta 6789 parole, di cui 2006 positive e 4783 negative e il punteggio può essere -1 o +1 senza valori intermedi nell'intervallo.
- Nrc è leggermente diverso dai precedenti, poiché possiede 13901 termini divisi in 10 classi, tra cui 8 emozioni diverse, ossia, *Anger* (1247 termini), *Anticipation* (839), *Disgust* (1058), *Fear* (1476), *Joy* (689), *Sadness* (1191), *Surprise* (534), *Trust* (1231)) e altre 2 classi riferite al *sentiment* che sono *Positive* (2312) e *Negative* (3324).

L'analisi della polarità richiede, da un punto di vista logico, di considerare il testo come una combinazione delle parole e il contenuto sentimentale delle recensioni come la somma degli score attribuiti ai singoli termini. Dal punto di vista computazionale, inserendo uno dei 4 *lexicon* disponibili nel pacchetto "syuzhet" e la variabile testuale

come input della funzione "get_sentiment", è possibile assegnare un punteggio a ciascun termine presente nelle recensioni, seguendo il criterio di assegnazione del *lexicon* specifico.

Lavorando su una copia del dataframe originale denominata "aw", contenente solo le variabili "id" e "work_text", è possibile ottenere i punteggi del *sentiment* delle diverse recensioni e inserirli, sotto forma di variabile, all'interno del dataframe.

```
> aw$sentiment_afinn <- get_sentiment(aw$work_text,method="afinn")
```

Prendendo come esempio la polarità calcolata attraverso il *lexicon* Afinn, la variabile inserita nel dataframe "aw" e denominata "sentiment_afinn" contiene 2522 osservazioni, che rappresentano gli score assegnati alle recensioni, sommando i diversi punteggi dei singoli termini che le compongono.

Come già affermato in precedenza, i risultati, in termini di score, variano in base al *lexicon* utilizzato.

```
> sum(aw$sentiment_afinn)           > sum(aw$sentiment_bing)
[1] 11347                           [1] 4934
> summary(aw$sentiment_afinn)       > summary(aw$sentiment_bing)
  Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.  Max.   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.  Max.
-6.000  3.000   4.000   4.499  6.000  23.000 -7.000  1.000   2.000   1.956  3.000  13.000

> sum(aw$sentiment_nrc)           > sum(aw$sentiment_syuzhet)
[1] 4934                           [1] 4094.45
> summary(aw$sentiment_nrc)       > summary(aw$sentiment_syuzhet)
  Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.  Max.   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.  Max.
-7.000  1.000   2.000   1.956  3.000  13.000 -3.450  0.750   1.500   1.623  2.250  12.500
```

Osservando i dati estrapolati dal codice di cui sopra, è possibile notare che per tutti i *lexicon* utilizzati, il totale della polarità, dato dalla somma dei diversi score assegnati alle recensioni risulta essere positivo, identificando la generale positività del *sentiment* all'interno del testo. Il valore "sum" più alto si ottiene utilizzando il *lexicon* Afinn, data la netta prevalenza del sentimento positivo nelle recensioni e dato l'intervallo (-5; +5) mediante il quale viene assegnato lo score.

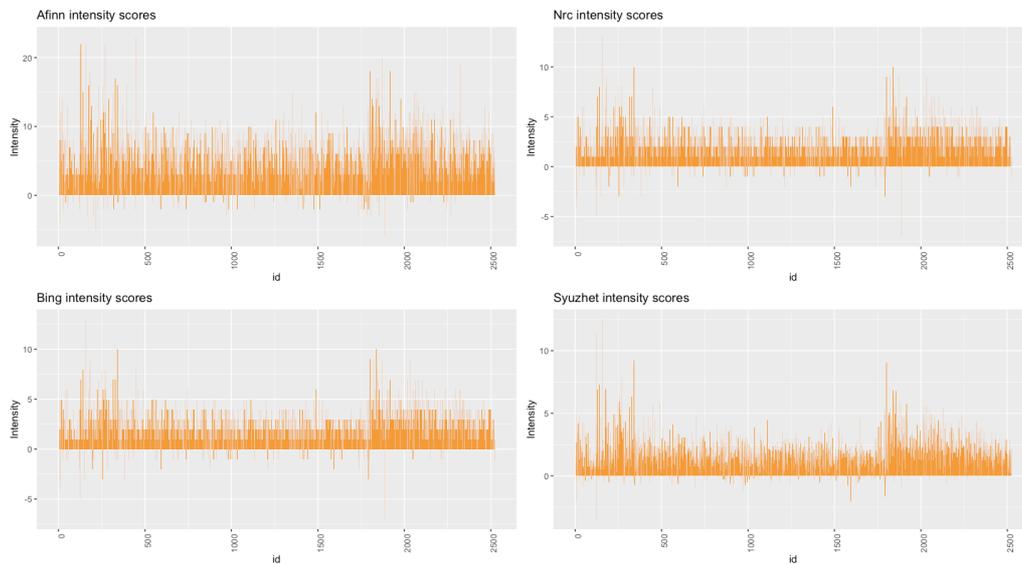
A conferma della positività del testo, è possibile osservare i *summary*, comprendenti alcune statistiche descrittive relative alla polarità, tra cui il valore medio, il quale risulta essere positivo per tutti e 4 i *lexicon* utilizzati.

Inoltre, per confermare la chiara positività del corpo testuale, si può prendere in considerazione la differenza tra il valore massimo e minimo del *sentiment* per ogni *lexicon*, i quali sono riferiti rispettivamente alla recensione emersa come più positiva e alla recensione emersa come più negativa. Il valore massimo in tutti e 4 i casi risulta

essere nettamente superiore, in valore assoluto, al valore minimo.

Per valutare l'andamento della polarità nel dataframe in base alle recensioni è stato creato un grafico *multiplot* contenente l'*intensity score* derivante dai 4 *lexicon*, ordinati in base alla variabile "doc_id" (figura 2.10).

Figura 2.10 Intensity score per ogni lexicon



Per analizzare i risultati in termini di *emotion mining* derivanti dall'applicazione del *lexicon* Nrc, è necessario utilizzare la funzione "get_nrc_sentiment", leggermente diversa da quella usata per il calcolo della polarità, che permette di ottenere la divisione delle parole in dieci diverse categorie *Anger*, *Anticipation*, *Disgust*, *Fear*, *Joy*, *Sadness*, *Surprise*, *Trust*, *Positive* e *Negative*.

Storicizzando il risultato dell'applicazione della funzione "get_nrc_sentiment" sulla variabile testuale, si ottiene un dataframe, contenente le stesse osservazioni contenute nel vettore di testo, ossia 2522, e 10 variabili che rappresentano le 10 categorie.

In seguito, calcolando la frequenza di ogni emozione e grazie al caricamento della libreria "plotly" è possibile rappresentare il numero di termini appartenenti a ciascuna categoria (figura 2.11).

in figura 2.11. Queste parole però sono anche le più piccole in termini di dimensioni nella figura 2.12, indicando che seppur sono presenti un buon numero di parole relative all'emozione *Disgust*, queste, allo stesso tempo, appaiono sporadicamente all'interno del testo.

Le parole legate alle emozioni positive, invece, non hanno una grande variabilità ma, vista la loro dimensione nel grafico, si può dedurre che sono molto ripetute all'interno delle recensioni.

2.1.7 La ricerca degli aspetti

Dopo aver condotto la *sentiment analysis*, volta a determinare l'orientamento del testo, risulta opportuno catturare gli aspetti più frequenti all'interno delle recensioni, al fine di ottenere un risultato più specifico e significativo dal punto di vista manageriale.

La ricerca degli aspetti è iniziata attraverso il *topic modeling*, per poi proseguire con la *cluster analysis*, utilizzata per confermare i risultati ottenuti con il primo metodo.

Infine, è stata condotta una ricerca manuale, all'interno delle recensioni, delle parole e degli *n-gram* associabili ai *topic* estratti.

Questi diversi processi hanno portato alla creazione di 4 diversi aspetti, i quali sono stati confrontati sulla base del *sentiment*, ottenuto attraverso l'utilizzo del *lexicon* Bing.

2.1.8 Il topic modeling

Man mano che la nostra conoscenza continua a essere digitalizzata e archiviata, sotto forma di notizie, blog, pagine Web, articoli scientifici, libri, immagini, suoni, video e social network, diventa più difficile trovare ciò che realmente stiamo cercando.

L'infinità di testi disponibili online fa sì che la semplice ricerca per parola chiave su internet risulti obsoleta e che, allo stesso tempo, il potere umano della lettura non basti per studiare e comprendere le informazioni in essi presenti.

Abbiamo bisogno, pertanto, di nuovi strumenti computazionali per cercare, organizzare e comprendere queste enormi quantità di informazioni.

A tal fine, gli esperti di *machine learning* hanno sviluppato modelli probabilistici, che attraverso algoritmi, mirano a scoprire e a studiare grandi archivi di documenti contenenti informazioni riconducibili a diverse tematiche.

Quindi si può definire il *topic modeling* come un metodo statistico in grado di analizzare le parole nei documenti osservati, al fine di ritrovare i principali temi ricorrenti, in essi contenuti. Il modello, inoltre, si fonda sul presupposto che un

documento (recensione) può contenere diversi *topic* e che la copertura dei diversi *topic* può variare di recensione in recensione (D. M. Blei, 2012).

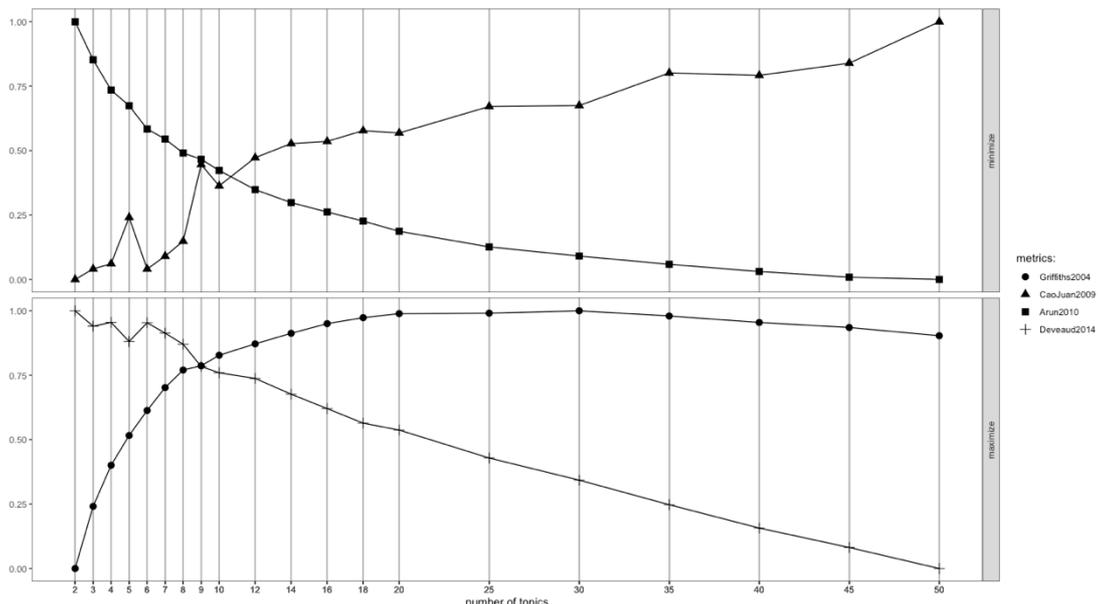
Questa tipologia di analisi risulta, pertanto, molto funzionale alla scoperta di strutture semantiche nascoste nel testo, rappresentando ogni recensione attraverso una distribuzione probabilistica dei *topic* ritrovati.

Entrando nel merito dell'analisi, per poter effettuare il *topic modeling* si necessita, come della *Document Term Matrix* dato di input e il caricamento di diverse *library* tra cui "lubridate", "magrittr", "tidyverse", "ldatuning" e "topicmodels".

Per determinare il parametro k , indicante il numero di *topic* da prendere in considerazione, è stato utilizzato come metodo l'algoritmo di campionamento di Gibbs, collegato ai metodi di Griffiths et al. (2004), Cao et al. (2009), Arun et al. (2010) e Deveaud, et al. (2014).

Il processo di selezione del numero di *topic* ottimale inizia con la determinazione di alcuni k ipotetici, riscontrabili mediante l'osservazione simultanea delle misure sopracitate, i cui risultati sono visibili in figura 2.13.

Figura 2.13 metodo per la determinazione del numero di topic



La parte superiore del grafico mostra le funzioni risultanti dall'applicazione del metodo di Cao et al. (2009) e Arun et al. (2010), per le quali è necessario selezionare il numero di argomenti (k) in grado di minimizzare le funzioni che, dal punto di vista grafico, si traduce nel selezionare quei k , visibili sull'asse delle ascisse, tali per cui le curve assumano valori bassi sull'asse delle ordinate. La seconda porzione del grafico

è invece relativa ai metodi di Griffiths et al. (2004), e Deveaud et al. (2014), per i quali, al contrario del processo precedente, è necessario scegliere il numero di *topic* che trovino corrispondenza sulle funzioni per valori elevati di y .

Le statistiche di Deveaud, et al. (2014) e Cao, et al. (2009) suggeriscono di optare per la selezione di 2 aspetti, in contrasto con ciò che risulta l'ottimo per la statistica di Arun, et al. (2010), ossia 50 *topic* (il numero massimo di *topic* testati). Il metodo di Griffiths, et al. (2004), invece, indica come numero ottimo un k corrispondente a 30. La selezione dei numeri di *topic* da considerare deve essere tuttavia effettuata considerando le quattro funzioni contemporaneamente, pertanto, sono stati scelti i k equivalenti a 4, 6, 7 e 9, poiché rappresentano un giusto compromesso per tutte le metriche utilizzate.

Per determinare quale tra i quattro diversi k sia più appropriato per condurre l'analisi, è necessario estrarre, per ognuno di questi, la matrice gamma (γ) contenente la probabilità di occorrenza di ogni *topic* per ogni documento.

Per comprendere in modo più approfondito il significato della matrice γ , si può dire che questa definisce, in modo probabilistico, la rilevanza degli aspetti all'interno delle diverse recensioni.

Presupponendo che k sia uguale a n , si avranno n differenti aspetti, tali per cui si otterrà una distribuzione uniforme e di conseguenza nessuna rilevanza in termini di *topic mining* se i valori dei diversi γ (gamma) degli n *topic* saranno uguali a $1/n$ in tutte le recensioni. Al contrario, una distribuzione eterogenea dei *topic* nelle recensioni, indica che, all'interno di queste, ci siano aspetti maggiormente rilevanti rispetto ad altri.

Tornando all'analisi effettuata, il *topic modeling*, e quindi anche l'estrazione della matrice γ , è stato condotto attraverso il modello LDA (*Latent Dirichlet Allocation*) introdotto nel 2003 e implementato come software nel 2004 da Blei et al., per il quale ogni documento è composto da diversi *topic* e ogni *topic* è composto da un insieme di parole. Attraverso questo particolare metodo, pertanto, si assume che ogni parola presente nelle diverse recensioni sia attribuibile ad uno dei diversi aspetti ritrovati e che, ognuno di questi ultimi è rappresentato come una distribuzione multinominale, ovvero come una distribuzione di probabilità sulle parole (L. Hong, B. D. Davison, 2010).

Il processo di assegnazione delle specifiche parole ai *topic* inizia in maniera casuale e, in seguito, si articola in diverse fasi in cui l'algoritmo calcola più volte la probabilità che le parole nel documento rientrino nel *topic* e la probabilità che i *topic* rientrino o

siano assegnati a tutti documenti creati dalle diverse parole. Tale processo viene replicato fino a quando non viene raggiunto uno stato in cui le assegnazioni risultano accettabili (J. Cao et al., 2008).

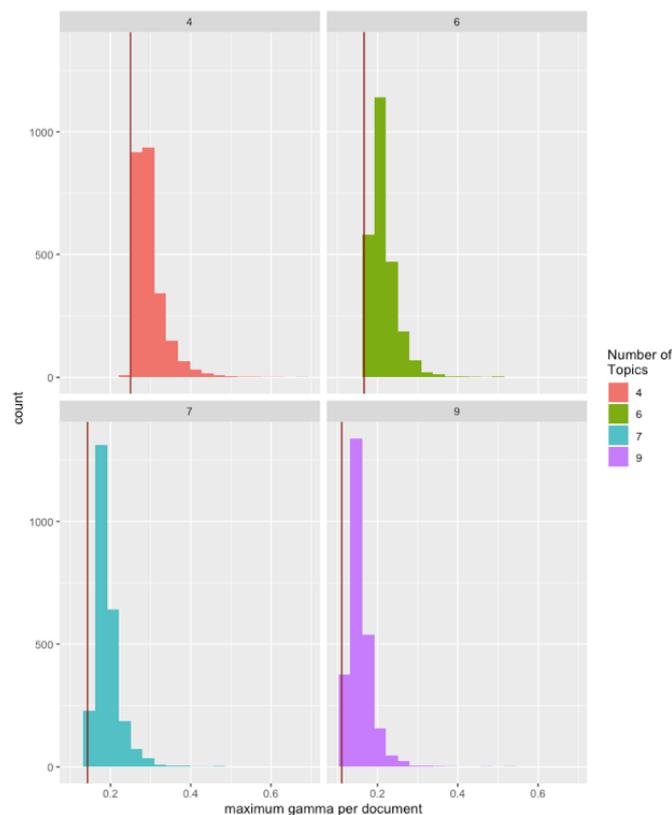
In seguito all'estrazione della matrice γ , è necessario osservare la distribuzione di questa matrice per ognuno dei "k" *topic* considerati.

```
> ltm <- ltm0 %>%  
+ mutate(lda_gamma = map(.x = lda,  
+ .f = tidytext::tidy,  
+ matrix = "gamma"))
```

I risultati derivanti dall'estrazione della matrice γ sono stati riportati graficamente (figura 2.14) al fine di determinare il valore di k da utilizzare per determinare il numero di aspetti.

La linea verticale, data dal rapporto 1 su numero di *topic*, rappresenta il valore minimo della soluzione, il quale determina una distribuzione uniforme degli aspetti, tale per cui, questi, sono discussi con le stesse proporzioni all'interno delle recensioni.

Figura 2.14 Valori gamma (γ) per i quattro diversi numeri di topic



La scelta del k ottimale, si traduce nella selezione del grafico che rappresenti la miglior soluzione in termini di distanza dei valori di γ , rappresentati sull'asse delle ascisse, dal valore soglia, che identifica la distribuzione uniforme.

I maximum value (i valori più alti di Y) dei quattro grafici sintetizzano il valore di γ maggiormente ricorrente, rappresentando la più frequente rilevanza che uno dei *topic* assume all'interno delle recensioni.

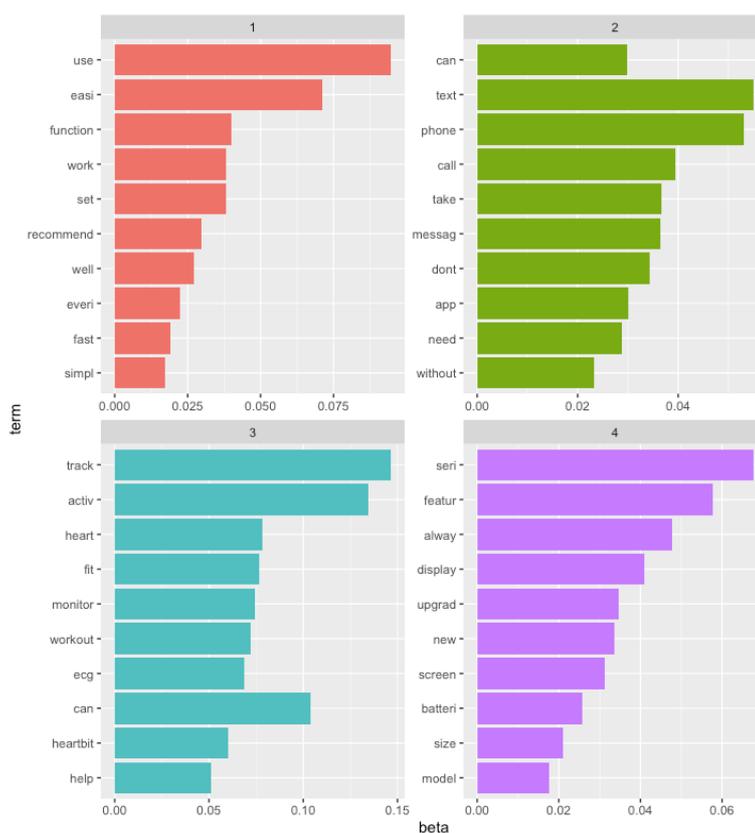
Osservando i singoli grafici relativi alla distribuzione della matrice γ per ogni numero di *topic* selezionato, si può notare che i valori di γ per k uguale a 4 sono leggermente più distaccati, rispetto agli altri, dal valore che identifica la distribuzione uniforme. Difatti, alcuni valori sono prossimi a 0,8, indicando che per alcune recensioni esistono *topic* aventi una rilevanza uguale a circa l'80%. Inoltre, il *maximum value* con quattro diversi *topic* è uguale 0,3 circa, rivelando che nella maggior parte delle recensioni esiste almeno un aspetto che abbia una rilevanza prossima al 30%, maggiore di 5 punti percentuali alla distribuzione uniforme, che rappresenta la situazione in cui tutti i *topic* assumono rilevanza uguale al 25%.

Dopo aver selezionato il numero ottimale di *topic* è possibile osservare le probabilità di appartenenza di ogni parola ad ognuno di questi e, di conseguenza, le parole maggiormente rilevanti per ogni aspetto considerato.

Ponendo come input della funzione “tidy” il parametro “lda”, settato prendendo in considerazione quattro *topic*, e la matrice *beta* (β), contenente le probabilità di appartenenza delle parole ai *topic*, si ottiene un *tidy-dataframe one-topic-per-term-per-row*, nel quale, per ogni combinazione, il modello calcola la probabilità β che uno specifico termine sia appartenente ad uno specifico *topic*.

Eseguendo il *plot* del *tidy-dataframe* creato, si ottiene la rappresentazione dei quattro differenti aspetti contenenti le dieci parole più rilevanti e le rispettive probabilità di appartenenza al *topic* specifico (figura 2.15).

Figura 2.15 I diversi topic generati con metodo LDA



Il grafico ci permette di determinare il significato di ogni aspetto, osservando la combinazione delle diverse parole.

È bene ricordare che, a causa della trasformazione del *corpus* e in particolare dello *stemming*, alcune parole possono apparire non propriamente corrette dal punto di vista grammaticale e che, inoltre, per le proprietà del *topic modeling* le parole possono essere comuni a più *topic*.

In particolare, si può notare che il primo *topic* ha come parole più rilevanti *use* e *easi* e comprende anche *function*, *work*, *set*, *simpl* ecc. Pertanto, si può definire che questo aspetto faccia riferimento alla facilità d'uso, con particolare riguardo alla semplicità delle funzioni e alle performance offerte dal prodotto.

Il secondo *topic* comprende le parole: *can*, *text*, *call*, *take*, *message*, *phone* ecc., suggerendo che l'aspetto saliente sia la similarità percepita tra le funzioni dell'Apple Watch e quelle possedute da un comune smartphone.

Il *topic* numero tre, comprendendo parole come *track active*, *heart*, *monitor* e *workout*, fa riferimento alla possibilità di monitorare l'attività fisica attraverso il dispositivo, generando il cosiddetto *quantified self* attraverso alcune metriche risultanti dallo *screen*.

Il quarto ed ultimo *topic* è principalmente riferito alle nuove *features* dell'ultimo modello (*series 5*) sviluppato da Apple. Come si può evincere dal grafico, infatti emergono alcune caratteristiche tra cui tra la batteria, la dimensione e il *display always-on*. Sintetizzando, il piacere espresso verso queste innovazioni, può essere raccolto nella sfera relativa al valore percepito dai consumatori.

2.1.9 La cluster analysis

La *cluster analysis*, esplicitata in questo paragrafo, è stata condotta al fine di testare e confrontare i risultati ottenuti con il *topic modeling*.

In generale, la *cluster analysis* è un metodo di *Unsupervised Machine Learning* e, più precisamente, è una tecnica multivariata che consente di classificare un insieme di *pattern* (unità statistiche) in sottoinsiemi aventi caratteristiche o proprietà simili, definiti cluster (A.K. Jain, et al., 1999).

Nello specifico, questa analisi è stata sviluppata con l'obiettivo di cercare termini "simili" nel testo in modo che, tale similarità, risulti funzionale alla creazione di sottoinsiemi (cluster) di parole, la cui varianza interna (*variance within group*) sia minima e la cui varianza esterna (*variance between groups*), che rappresenta la diversità tra i cluster, sia massima.

Pertanto, l'obiettivo si concretizza nel trovare parole aventi significato simile in modo che il cluster di appartenenza sia definito come un aspetto chiaro e facilmente comprensibile.

La *cluster analysis*, in questa ricerca, è stata condotta considerando l'approccio gerarchico con metodo agglomerativo.

Per comprendere le peculiarità del metodo è opportuno comprendere il significato dei termini gerarchico e agglomerativo.

In relazione a quanto detto, si ha che la caratteristica principale che distingue i metodi gerarchici da quelli non gerarchici è relativa all'allocazione di un oggetto ad un cluster, la quale, per i metodi gerarchici, è irrevocabile; si ricordi, inoltre, che un pattern può appartenere ad un solo cluster.

I metodi di *clustering* gerarchici si dividono in agglomerativi e scissori, dove i primi mirano alla genesi di unico cluster a partire dalle diverse unità statistiche considerate, mentre gli altri seguono il percorso inverso a partire dal cluster comprendente tutte le unità (K. Sasirekha, P. Baby, 2013).

Concentrandoci su ciò che interessa maggiormente la ricerca, il *clustering* gerarchico con metodo agglomerativo, dato un insieme di *pattern*, effettua la classificazione in sottoinsiemi attraverso la matrice delle distanze, calcolata in base alla distanza esistente tra le unità statistiche.

L'algoritmo procede nell'aggregazione iterata delle unità più vicine, ossia aventi distanza minima fra loro, che culmina nella creazione di un unico cluster contenente tutte le unità.

Un algoritmo gerarchico produce un dendrogramma, ossia un grafo ad albero, che rappresenta l'intero processo di aggregazione delle unità statistiche, costituito quindi da diverse partizioni, in cui ogni singola partizione si ottiene tagliando il dendrogramma a un determinato livello dell'indice di distanza della gerarchia (M. Steinbach, et al., 2000). La scelta dei cluster, pertanto, è legata alla regola di taglio, che coincide con la decisione relativa alla sezione in cui "tagliare" il grafico.

Esistono diversi metodi per l'aggregazione come per il calcolo della distanza tra le unità statistiche; in questa analisi sono stati selezionati il metodo di J. H. Ward (1963) per l'aggregazione e il metodo della *cosine similarity* per il calcolo della matrice delle distanze (o di prossimità).

Per condurre l'analisi sul software di programmazione R, è stata caricata la libreria "proxy" ed è stata utilizzata la matrice TDM costruita e spiegata in precedenza nel paragrafo relativo all'approccio BoW. Il primo passo è stato quello di ridurre la *sparsity*, rimuovendo i cosiddetti termini sparsi all'interno della matrice, vale a dire quei termini che sono apparsi raramente nelle recensioni, includendo, pertanto, solo le parole (38) che compaiono più frequentemente.

Questa ottimizzazione è stata necessaria per rendere comprensibili i risultati derivanti dall'applicazione del metodo.

Ricapitolando, l'obiettivo è ottenere quattro partizioni che siano in grado di confermare i risultati ottenuti con il *topic modeling*, partendo dalla situazione, definita partizione banale, in cui ognuno dei 38 termini rappresenta un cluster a sé stante, fino a raggiungere, attraverso aggregazioni iterate, alla partizione banale opposta, ovvero nella situazione in cui tutti e 38 i termini sono inclusi in un singolo cluster.

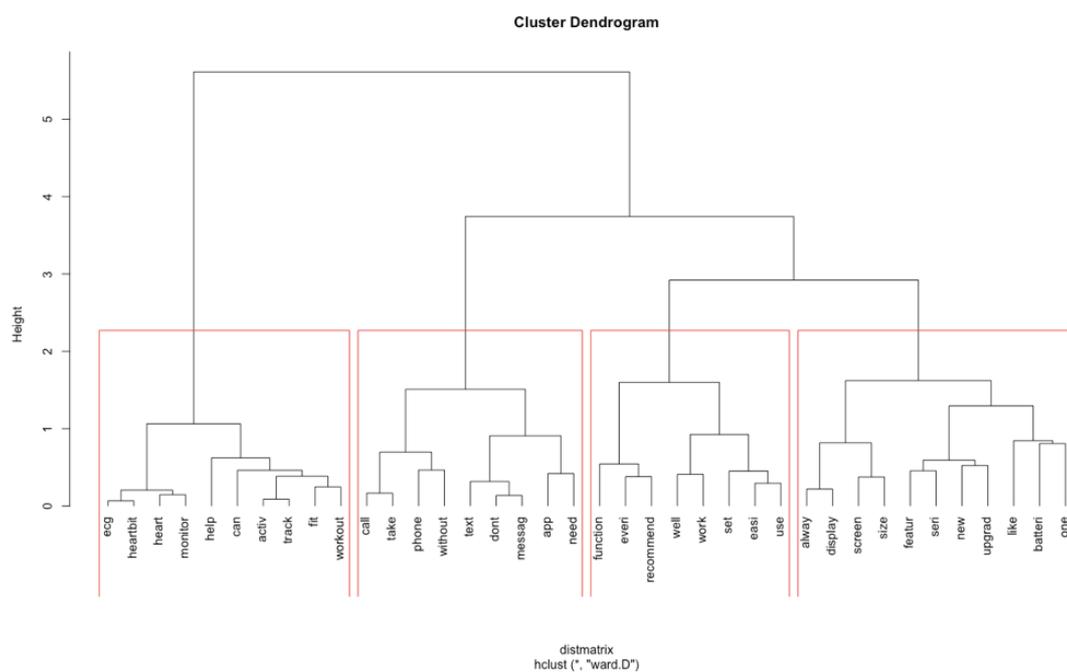
Per poter eseguire la *cluster analysis*, è stata creata la "tdm.matrix", a partire dalla TDM preesistente; tale elemento di classe *matrix*, ha permesso la seguente creazione della matrice di prossimità attraverso il *cosine similarity method*.

In seguito, specificando il metodo di aggregazione, ossia il metodo di Ward, l'algoritmo processa l'aggregazione iterata, calcolando la distanza tra i diversi sottoinsiemi, ove anche i singoli termini, come già anticipato, sono considerati cluster. Infine, è stata definita la regola di taglio con k scelto a priori e uguale a 4.

Il risultato dell'analisi condotta è mostrato in figura 2.16 e dimostra innanzitutto che il numero scelto di cluster rappresenta una buona suddivisione in termini di riduzione della devianza interna e di massimizzazione della devianza tra i diversi gruppi.

La varianza tra cluster diversi è riscontrabile nella distanza che intercorre tra le diverse aggregazioni, misurabile osservando i valori sull'asse delle ordinate. Pertanto, la regola di taglio dovrebbe essere applicata in corrispondenza dei rami più lunghi, ossia in corrispondenza del primo *grouping level*, in modo che si ottengano due diversi cluster. Allo stesso tempo, anche la soluzione proposta risulta essere un buon risultato, in quanto i rami tra il terzo e il quarto *grouping level* risultano essere i secondi più lunghi.

Figura 2.16 Dendrogramma e definizione dei 4 cluster



Osservando le parole comprese nei diversi cluster, si può notare la similarità con gli aspetti ritrovati attraverso il *topic modeling*.

In particolare, il primo cluster da sinistra risulta equivalente al terzo *topic* visto in precedenza e riferito alla possibilità di monitorare l'attività fisica attraverso il dispositivo, generando il cosiddetto *quantified self* attraverso alcune metriche risultanti dallo *screen*.

Il secondo cluster, riferito alla similarità tra le funzioni svolte dall'Apple Watch e quelle svolte dallo smartphone, risulta equivalente al secondo *topic* riscontrato nell'analisi condotta nel precedente paragrafo.

Il terzo cluster mostra invece gli stessi risultati del primo *topic*, riferiti principalmente alla facilità d'uso del dispositivo.

Il quarto cluster equivale al quarto aspetto precedente, riflettendo le nuove funzionalità emerse grazie al rilascio del nuovo modello (5 series), sintetizzabili in ciò che può essere definito valore percepito dal consumatore.

2.1.10 La sentiment analysis degli aspetti

In seguito alla creazione degli aspetti tramite il *topic modeling* e dopo aver confermato i risultati attraverso la *cluster analysis*, è possibile condurre uno studio in profondità volto a comprendere l'opinione dei consumatori a riguardo degli aspetti del prodotto ritenuti maggiormente importanti.

L'ulteriore calcolo del *sentiment* risulta anche essenziale al fine di determinare la direzione delle ipotesi di ricerca relative ai nuovi costrutti ritrovati.

Per raggiungere l'obiettivo prefissato, è necessaria una visione più dettagliata che si traduce nel considerare tutte le parole presenti nei documenti, senza eliminare ad esempio i termini sparsi come effettuato per la *cluster analysis*.

Per analizzare approfonditamente le diverse recensioni, sono state create due funzioni che consentiranno rispettivamente di ottenere una lista di tutte le parole presenti nelle recensioni e tre diverse liste di *n-gram* (*bi-gram*, *tri-gram* e *four-gram*).

La lista di parole, denominata "clean_list_word", è stata creata a partire dalla copia della variabile testuale "work_text", alla quale è stata applicata la funzione per la trasformazione del testo, "cleanText" già osservata nei precedenti paragrafi.

Per generare le diverse tipologie di *n-gram*, invece, è stata utilizzata la variabile originale "text" non trasformata, che comprende quindi tutte le parole tra cui anche le *stopword* e le parole di una o due lettere.

Si ricorda che l'utilizzo di una variabile testuale non modificata risulta necessario per la creazione di *n-gram*, in quanto, le trasformazioni, potrebbero causare l'aggregazione di parole che in realtà non sarebbero state consecutive nel testo.

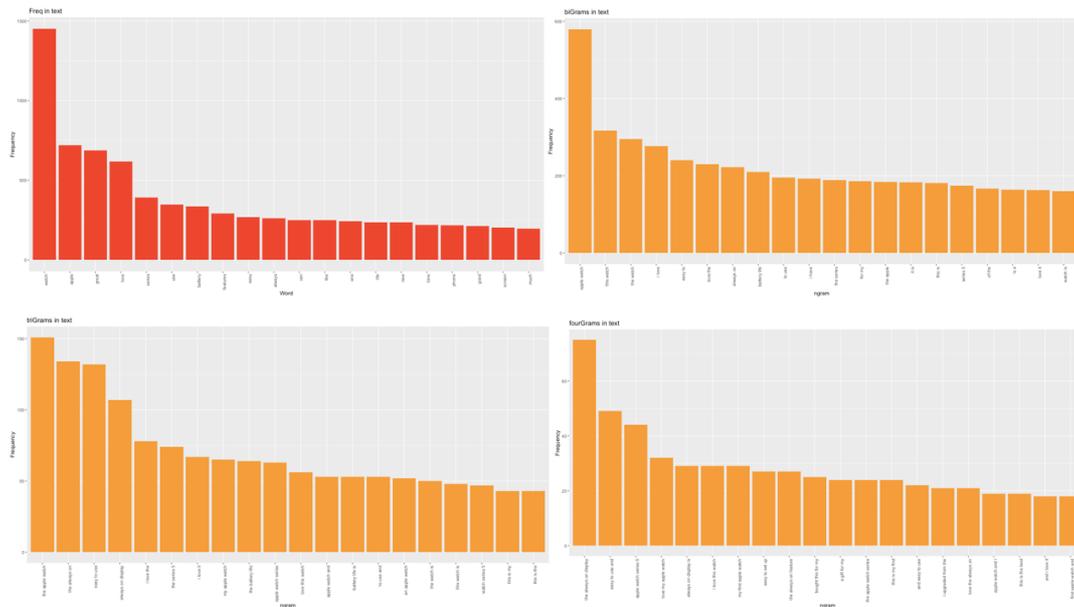
La funzione che permette la creazione di *n-gram* è stata applicata tre volte alla variabile testuale, permettendo di creare 3 diverse tipologie di gruppi, specificando, per ogni applicazione, il numero di parole consecutive da prendere in considerazione.

Pertanto, sono stati ottenuti:

- *bi-gram*, gruppi di parole formati da due di parole consecutive,
- *tri-gram*, gruppi di parole formati da tre parole consecutive
- *four-gram*, gruppi di parole formati da quattro parole consecutive

Il processo complessivo ha permesso quindi di ottenere 4 liste di parole e di gruppi di parole, per le quali sono state visualizzati i 20 “elementi” più frequenti (figura 2.17).

Figura 2.17 Parole e gruppi di parole più frequenti



Osservando i diversi grafici si può notare che gli spunti migliori, in termini di aspetti, si possono riscontrare dai *tri-gram* e dai *four-gram* più frequenti, i quali evidenziano la presenza reiterata nel testo di gruppi di parole consecutive riferite alla facilità d’uso e alle nuove *features*, con particolare riguardo alla durata della batteria e all’*always-on display*.

Per ottenere però una visione più completa, risulta necessario non soffermarsi alle sole parole o gruppi di parole frequenti, analizzando tutte i singoli termini e i diversi gruppi presenti nel corpo testuale.

Per svolgere questa analisi, quindi, sono state visualizzate le diverse liste al fine di determinare i singoli termini appartenenti ai quattro aspetti formulati con il *topic modeling* e confermati con la *cluster analysis*.

Dopo aver eseguito i diversi processi, è possibile procedere alla creazione manuale di variabili in grado di sintetizzare i diversi aspetti riconoscendo se una specifica recensione tratta uno specifico argomento.

Lo step relativo alla generazione degli aspetti in R è riassunto nella creazione di queste variabili, inserite nel dataframe originale "applewatch".

I nuovi elementi sono variabili logiche (con risultato VERO o FALSO) ottenuti tramite la funzione "grepl", la quale cerca corrispondenze nella variabile testuale in base al pattern indicato. Pertanto, le variabili restituiranno VERO se all'interno della variabile "work_text", una specifica osservazione (testo della recensione), presenta una delle parole indicate.

Il codice utilizzato per la creazione delle variabili si sintetizza nel codice in basso.

```
> applewatch$QS <- grepl("fitness|aerobics|athlet|athletic|bike|bikers|biking|calorie|calories|cardio|gym|gym|heartbit|heart|ecg|fit|indoor|jogging|marathon|outdoor|outdoors|run|runner|runners|runs|running|runningcycling|running|sport|sports|sporty|soccer|swim|swimming|walk|walking|workout|workouts|track", applewatch$work_text) #restituisce true all'osservazione che parla di speed ossia che contiene la parola speed
> applewatch$EaseofUse <- grepl("easy|ease|simple|usability|usage|use|useful|usefulness|useless|utilize|utilizing", applewatch$work_text)
> applewatch$Similarity <- grepl("app|calls|call|contacts|phonecall|phonecalls|email|emails|message|messaging|messages|messenger|phone|text|whatsapp", applewatch$work_text)
> applewatch$Value <- grepl("series|display|screen|battery|features", applewatch$work_text)
```

Nel dettaglio si ha che:

- la prima variabile è collegata all'aspetto relativo al monitoraggio dell'attività su Apple Watch e alla conseguente *self quantification*;
- la seconda variabile è collegata all'aspetto relativo alla facilità d'uso del dispositivo;
- la terza variabile è collegata all'aspetto relativo alla similarità tra smartphone e Apple Watch in termini di funzionalità;
- la quarta variabile è collegata all'aspetto relativo alle nuove *features* e al valore percepito dai consumatori.

in seguito alla creazione delle variabili è possibile condurre nuovamente la *sentiment analysis* al fine di catturare l'opinione dei consumatori in relazione ai quattro aspetti considerati.

Come è stato già effettuato nel paragrafo riguardante il calcolo della *polarity*, è stato considerato il pacchetto "syuzhet" utilizzando però il solo *lexicon* Bing.

Pertanto, attraverso la funzione "get_sentiment", specificando il *lexicon* e utilizzando come dato di input la variabile testuale, sono stati calcolati nuovamente gli score per ogni recensione.

La variabile contenente gli score, denominata "sentiment_bing", è stata inserita all'interno del dataframe.

Al fine di snellire il processo, è stato creato un nuovo dataframe (“apple.summary”), contenente le sole variabili di interesse per questa fase dell’analisi, ossia le quattro variabili relative agli aspetti e la variabile “sentiment_bing” contenente la polarità dei documenti.

Infine, per poter confrontare il *sentiment* tra i diversi aspetti, sono stati creati quattro diversi dataframe, uno per ogni aspetto, contenenti ognuno le sole osservazioni riferite a quello specifico tema.

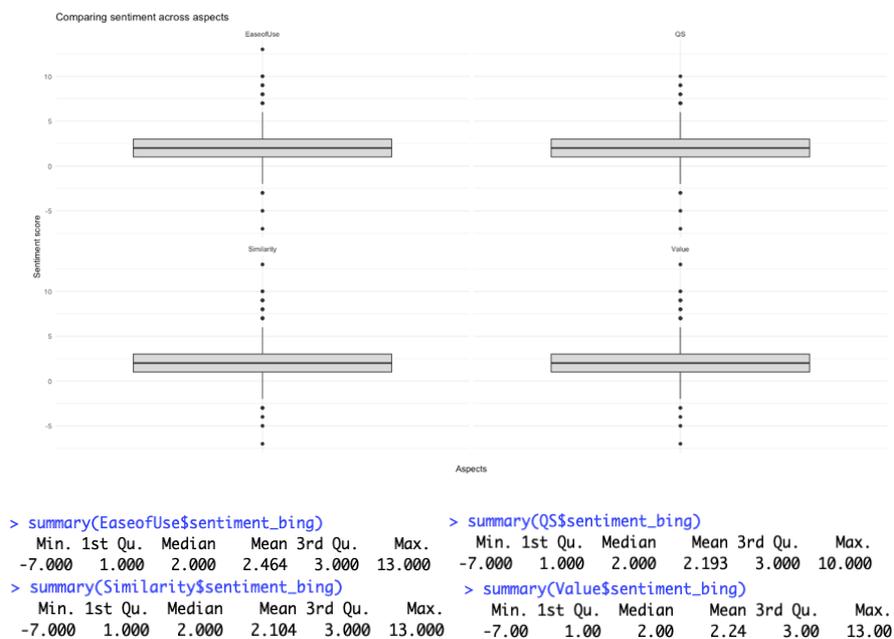
```
> QS <- apple.summary[apple.summary$QS == TRUE, ]
```

Il codice nel riquadro in alto mostra il procedimento svolto per la creazione dei quattro dataframe, prendendo come esempio l’aspetto relativo al *quantified self*.

Questo insieme di dati conterrà le sole osservazioni del dataframe “apple.summary” le quali hanno come risultato TRUE nella variabile “QS”.

Il confronto, in termini di *sentiment* tra gli aspetti, è stato condotto osservando i *boxplot* e le statistiche descrittive della variabile “sentiment_bing”, la quale contiene gli score che indicano la polarità delle osservazioni riferite allo specifico aspetto dei diversi dataframe (figura 2.18).

Figura 2.18 Boxplot e summary per il confronto del sentiment tra gli aspetti



Confrontando i boxplot e le statistiche descrittive emerse nel *summary* della variabile, si può notare una certa similarità tra i valori del *sentiment* collegati ai diversi aspetti.

La *polarity* media di ogni aspetto assume valori positivi di poco superiori a 2; il valore medio maggiore è collegato all'aspetto "EaseofUse", equivalente a 2,464.

Anche il confronto tra valori massimi e minimi, che nei boxplot figurano come *outlier*, dimostra che la positività dell'opinione dei consumatori è riconducibile a tutti gli argomenti.

2.2 Theoretical Framework

L'estinzione dei telefoni cellulari a causa della nascita degli smartphone, è stato uno dei momenti più significativi per lo sviluppo del mondo IoT e della tecnologia in generale. Da semplici telefoni si è passati a complessi *ubiquitous media system*, ossia sistemi multimediali ubiqui o onnipresenti, multi-contesto e multiscopo, in grado di svolgere diverse funzioni, riuscendo a fornire un accesso fluido alla rete e alle informazioni attraverso una varietà di canali (J. Lin et al., 2012; S. A. Matei et al., 2010).

Grazie a questo cambiamento, inoltre, il settore delle telecomunicazioni, è passato da un modello tradizionale a un ecosistema altamente competitivo e complesso, composto da operatori di rete, produttori di dispositivi mobili e fornitori di software, contenuti e servizi (J. Chen et al., 2012; C. Sorensen, 2011).

Concentrandosi sulle capacità possedute da questi nuovi dispositivi multimediali e in particolare su quella che permette all'utente di accedere alle informazioni e di elaborare dati, la ricerca "*An investigation of the role of dependency in predicting continuance intention to use ubiquitous media systems: Combining a media system perspective with expectation-confirmation theories*" (K.D.A. Carillo, S. Scornavacca e E. Za, 2017), mira a studiare l'influenza della *dependency* sul comportamento dei consumatori e, più precisamente, sull'intenzione di continuare ad utilizzare un cosiddetto *ubiquitous media system*.

Per il raggiungimento dello scopo prefissato, gli autori, svilupparono un modello di ricerca in grado di combinare la teoria della *dependency* dai sistemi multimediali (MSD), (S.J. Ball-Rokeach e M.L. DeFleur, 1976), con l'*Information System continuance model* presentato da A. Bhattacharjee nell'articolo "*Understanding Information Systems Continuance: An Expectation-Confirmation Model*" (2001).

Con il modello sopracitato, Bhattacharjee, mira alla determinazione dei principali driver cognitivi in grado di influenzare la *continuance intention to use* di un *Information System*, ossia di un sistema in grado di connettere gli utenti ad una rete e

che consente l'accesso a un'infinità di dati e servizi (T. Tuunanen, M.D. Myers e H. Cassab, 2010).

La ricerca condotta da Bhattacharjee nel 2001 segnò una svolta nell'ambito degli studi inerenti ai sistemi informativi poiché l'autore comprese la necessità di analizzare una variabile in grado di sintetizzare il comportamento post-acquisto degli utenti, dato che la maggior parte delle ricerche del tempo, si erano concentrate sull'attitudine e sul comportamento dei consumatori nella fase di acquisto, studiando le principali relazioni relative all'accettazione e all'adozione della tecnologia, come ad esempio “*The Diffusion of Innovation (DOI) Theory*” (E. Rogers, 1995), “*The Technology Acceptance Model*” (TAM) (F.D. Davis et al., 1989) e “*The theory of planned behavior*” (I. Ajzen, 1991).

L'adozione di un sistema informativo risulta essere un primo passo importante verso la realizzazione del successo ma, il successo a lungo termine, dipende dal suo continuo utilizzo nel tempo (A. Bhattacharjee, 2001). Lo stesso concetto è estendibile alle aziende, per le quali è certamente importante l'acquisizione di nuovi clienti ma, allo stesso tempo, risulta ancor più fondamentale il mantenimento delle relazioni a lungo termine con i consumatori già acquisiti. La *retention* è una delle metriche maggiormente analizzate in ambito aziendale poiché è spesso sintetizzabile in *loyalty*, la quale è in grado di generare un enorme valore per l'azienda.

I clienti *loyal*, infatti, generano maggiori guadagni per le imprese, in quanto non implicano costi di acquisizione e sono più inclini alle leve di *cross selling* e *trading up*.

La necessità di analizzare i driver in grado di influenzare la continuità nell'utilizzo di un IS nasce quindi dall'esigenza di determinare, in modo più appropriato, l'andamento e l'eventuale successo o insuccesso a lungo termine di questi sistemi. Gli studi precedenti considerano la *continuance intention* come un'estensione dei comportamenti di accettazione ovvero, utilizzano la stessa serie di variabili per spiegare le decisioni di accettazione e di continuità nell'utilizzo, assumendo implicitamente che le due variabili coincidano (ad es. F.D. Davis et al., 1989; E. Karahanna et al., 1999). Procedendo seguendo questa logica non è quindi possibile spiegare perché alcuni utenti interrompano l'uso di un *Information System* dopo averlo inizialmente “accettato” e, di conseguenza non si possono riscontrare le motivazioni psicologiche che portano i nuovi utenti a continuare ad utilizzare il sistema informativo (A. Bhattacharjee, 2001).

Secondo l'autore quindi, in breve, gli attuali modelli di accettazione forniscono una spiegazione limitata e possono talvolta contraddire i comportamenti che si concretizzano in un utilizzo continuativo del prodotto.

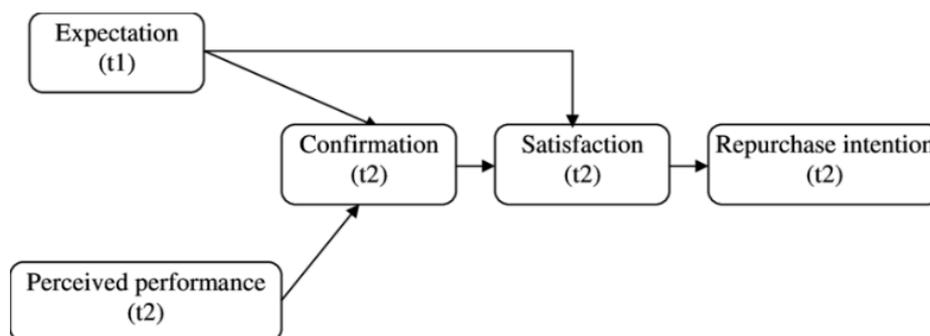
The Information System continuance model, si basa sulla teoria *Expectation-confirmation*, e mira alla comprensione delle motivazioni che portano gli *user* a continuare ad utilizzare un IS dopo la fase di accettazione iniziale e, in che modo, queste motivazioni influenzano la *continuance intention to use* del sistema.

The expectation-confirmation theory (ECT) è una teoria cognitiva strutturata da Richard L. Oliver attraverso due ricerche condotte nel 1977 e nel 1980, in cui l'intenzione di riacquisto è considerata in funzione della soddisfazione post-acquisto o post-adozione derivante dalle aspettative, dalla performance percepita e dalla conferma delle aspettative precedenti.

Sebbene la teoria sia apparsa originariamente nelle letterature relative a psicologia e marketing, da allora è stata adottata in diversi altri campi scientifici, collegati a contesti di riacquisto del prodotto e di continuità nell'utilizzo del servizio e, grazie a Bhattacharjee, è stata estesa anche all'ambito dei sistemi informativi.

Più nel dettaglio, secondo Oliver, il processo attraverso il quale i consumatori raggiungono le intenzioni di riacquisto è diviso in diverse fasi che si articolano in 2 differenti periodi temporali (figura 2.19).

Figura 2.19 The expectation-confirmation theory



Fonte: researchgate.net

La prima fase denominata “*expectation*” rappresenta l'unico costrutto etichettato in t1 poiché si concretizza in uno stadio temporale antecedente agli altri e, più precisamente, in un momento che precede l'adozione o l'acquisto del prodotto. La fase analizzata è quindi quella di pre-acquisto, dove i consumatori formano un'aspettativa iniziale in base alle informazioni acquisite.

Gli altri step del processo avvengono in t2, in quella fase che è più comunemente chiamata di post-acquisto.

Procedendo in ordine cronologico, i consumatori generano delle percezioni in relazione alle performance osservate in seguito al primo utilizzo del prodotto; percezioni provenienti da un'esperienza di utilizzo diretta e quindi più realistiche rispetto alle aspettative iniziali.

La fase successiva è relativa alla valutazione delle prestazioni rispetto alle aspettative originali formulate in t1, che determina in che misura le aspettative iniziali sono state confermate (*confirmation*). Sulla base della *confirmation* o *disconfirmation*, derivante dall'uguaglianza o discrepanza tra percezioni relative alla performance e aspettative iniziali, i consumatori assoceranno un certo livello di soddisfazione, nel caso di *confirmation*, e di insoddisfazione nel caso di *disconfirmation* derivante da aspettative iniziali superiori alla performance percepita.

Infine, i consumatori soddisfatti saranno intenzionati al riacquisto del prodotto e quelli insoddisfatti interromperanno il successivo utilizzo.

Pertanto, secondo il modello ECT, la soddisfazione è fondamentale e determinante nell'innescare nei consumatori un'intenzione di riacquisto e quindi risulta essere centrale per favorire meccanismi di *loyalty* (R.L Oliver, 1980).

I limiti che Bhattacharjee, riscontra nel modello ECT sono riconducibili alla non curanza dei potenziali cambiamenti nelle aspettative degli utenti in seguito alla loro prima esperienza di consumo e alla mancata considerazione dell'impatto che questi cambiamenti generano sui successivi processi cognitivi.

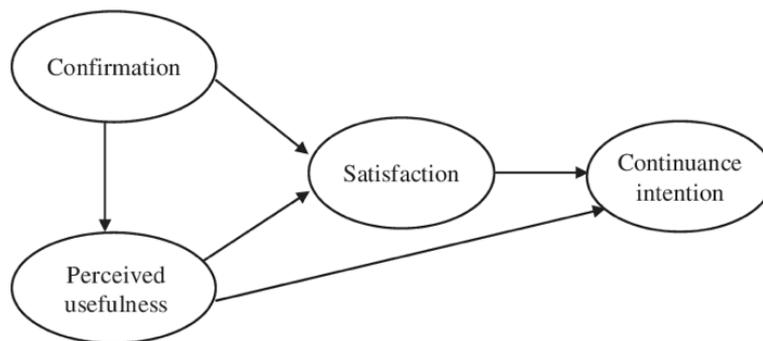
Secondo l'autore, le aspettative dei consumatori possono cambiare in seguito all'esperienza diretta con il prodotto e, pertanto, possono differire dalle aspettative formulate in fase di pre-acquisto. Le aspettative iniziali, si basano tipicamente su opinioni di terzi o informazioni diffuse attraverso i media, mentre le aspettative di post-acquisto derivano dall'esperienza diretta, e quindi, ad esempio, possono anche essere maggiormente positive di quelle formulate in precedenza, se i consumatori riscontrano nuovi vantaggi dall'utilizzo del bene o servizio.

Al fine di adattare il modello ECT all'ambito dei sistemi informativi, Bhattacharjee associa la *repurchase intention*, presente nel modello di Oliver, alla *continuance intention*, geneticamente più adatta ad un IS, riscontrando molti elementi comuni ad entrambe.

La similarità tra queste due variabili, si può riscontrare nelle fasi osservate nel modello ECT; infatti, entrambe le decisioni (di riacquisto e di continuo utilizzo), sono precedute da una fase decisionale relativa all'accettazione o all'acquisto; entrambe le decisioni sono influenzate dalla prima esperienza di utilizzo; entrambe le decisioni, dipendono dalla *customer experience*, che può portare ad un'inversione ex-post della decisione iniziale di acquisto (A. Bhattacharjee, 2001).

Altra differenza sostanziale osservabile nel modello di Bhattacharjee (2001) (figura 2.20), oltre al cambiamento della variabile dipendente discusso in precedenza, è quella relativa all'analisi delle sole variabili riconducibili alla fase di post-acquisto, ossia quelle variabili etichettate al tempo t2 nel modello ECT di R.L Oliver (1980); questo perché gli effetti delle variabili in fase di pre-acquisto sono già compresi nei costrutti *confirmation* e *satisfaction*.

Figura 2.20 Information System continuance model



Fonte: researchgate.net

Inoltre, come visto in precedenza, il limite dell'ECT è relativo all'inclusione delle sole aspettative pre-consumo (ex ante), non considerando l'effetto delle aspettative post-consumo (ex post), particolarmente importante per prodotti o servizi per i quali le aspettative possono cambiare nel tempo, come spesso accade per i sistemi informativi. Proprio per questo motivo, Bhattacharjee effettua un'ulteriore modifica, includendo nel proprio modello "*Information System continuance model*" (2001) la variabile che riflette le aspettative formulate ex post (*post-consumption expectation*), ossia la *perceived usefulness*, variabile coerente con la definizione di aspettativa in ECT e che rappresenta una credenza cognitiva saliente nell'utilizzo di un *Information system*.

2.2.1 Il concetto di dependency da un dispositivo multimediale

Il modello di Bhattacharjee (2001) si può definire come il precursore degli studi condotti sulla *continuance intention* in relazione a un prodotto o servizio dotato di tecnologia all'avanguardia e, proprio per questo motivo, rappresenta la base di partenza della ricerca “*An investigation of the role of dependency in predicting continuance intention to use ubiquitous media systems: Combining a media system perspective with expectation-confirmation theories*” condotta da Carillo, Scornavacca e Za nel 2017. Come già accennato nel paragrafo precedente, l'evoluzione del settore delle telecomunicazioni, avvenuta intono al 2007, oltre ad aver rivoluzionato il mercato, ha generato un cambiamento radicale nella natura dei dispositivi, divenuti, ad oggi, complessi sistemi multimediali, in grado di connettersi alla rete raccogliendo e processando informazioni, e facendo in modo che anche gli utenti siano connessi alla rete stessa.

Con il passare del tempo, il cambiamento si è protratto anche sul pensiero e sulla percezione dei consumatori nei confronti dei dispositivi cosiddetti ubiqui.

I sistemi multimediali sono ormai centrali nella quotidianità di ogni individuo, poiché sono in grado di garantire un rapido e semplice accesso alle informazioni attraverso una molteplicità di canali e, proprio grazie a questa accessibilità, i consumatori tendono ad essere sempre più connessi e dipendenti dalla connessione (J. Lin et al., 2012; S.A. Matei et al., 2010).

Collegato a quanto detto sopra, l'assunzione alla base del modello sviluppato da Carillo, Scornavacca e Za è riscontrabile nell'urgente bisogno di rivisitare la comprensione relativa all'utilizzo dei sistemi multimediali da parte dei consumatori e, più in particolare, è riscontrabile nella necessità di comprendere il ruolo della *dependency* nel predire l'intenzione di continuare ad utilizzare gli *ubiquitous media system*.

Per il raggiungimento dell'obiettivo preposto, gli autori, hanno sviluppato un nuovo modello concettuale, combinando la teoria della *Media System Dependency* (MSD) (S.J. Ball-Rokeach e M.L. DeFleur, 1976), con l'*IS continuance model* di A. Bhattacharjee (2001), cambiando il contesto di riferimento dello studio e quindi prendendo in considerazione il nuovo ecosistema digitale composto dalle infinite connessioni derivanti dai sistemi multimediali.

Avendo già rivolto ampiamente l'attenzione al modello di Bhattacharjee (2001), risulta opportuno effettuare un focus sull'evoluzione della MSD.

La teoria della *Media System Dependency* fu sviluppata da Ball-Rokeach e Defleur nel 1976 e fu introdotta per la prima volta nello studio "*The Origins of Individual Media-system Dependency*", per poi essere ripresa nella ricerca "*A dependency model of mass media effect*" condotta da Ball-Rokeach nel 1985; la teoria si poneva il fine di analizzare la dipendenza dei consumatori dai canali di comunicazione, definiti ad oggi come tradizionali, ossia televisione, radio e giornale.

In breve, secondo questa teoria, esiste un legame intrinseco tra media, audience e sistema sociale, tale per cui l'audience diviene dipendente dai media in quanto non può apprendere tutte le informazioni in autonomia attraverso le relazioni sociali, pertanto, necessita dei canali di comunicazioni per soddisfare le proprie esigenze. Si può quindi dedurre che all'aumentare dell'utilizzo dei media, aumenta la dipendenza dell'audience dai media stessi (S.J. Ball-Rokeach e M.L. DeFleur, 1976).

Constatato che la teoria fornisce una solida base per valutare le relazioni di dipendenza di un individuo rispetto a un mezzo specifico (A.E. Grant et al., 1991; W.E. Loges, 1994), intorno agli anni 2000, alcuni studi si sono concentrati sulla *dependency* associata ad internet (J.Y. Jung et al., 2001; L. Leung, 2009; J.C. Lyu, 2012; P. Patwardhan e J. Yang, 2003) e, più recentemente, la MSD è stata utilizzata per studiare la dipendenza dai servizi sanitari IT (K.B. Lakshmi e M. Rajaram, 2012) e dalla tecnologia mobile (T.F. Stafford et al., 2010).

La teoria MSD definisce la dipendenza come una relazione tra gli obiettivi individuali e la misura con cui questi obiettivi sono dipendenti dalle risorse possedute dal sistema (media), dove, tali sistemi, hanno la capacità di creare, raccogliere, elaborare e diffondere informazioni" (S.J. Ball-Rokeach, 1993).

La teoria della *Individual Media Dependency* (IMD), derivante dalla teoria MSD, fornisce alcuni mezzi concreti per valutare la dipendenza a livello individuale in relazione ad uno specifico media (A.E. Grant et al., 1991; W.E. Loges, 1994). Pertanto, la misura che definisce quanto un individuo è dipendente da un media, varia in relazione al grado con cui quello specifico media risulta atto a soddisfare i suoi bisogni e le sue aspettative (A.E. Grant et al., 1991; W. E. Loges, 1994).

La ricerca condotta da Carillo, Scornavacca e Za nel 2017 si basa sullo stesso presupposto, indirizzato verso un contesto diverso, ossia l'ecosistema *ubiquitous media system*.

Gli autori, infatti, assumono che la *dependency* che un individuo possiede nei confronti di un sistema multimediale è direttamente proporzionale al grado in cui il sistema è in

riesce a soddisfare i suoi bisogni e le sue aspettative e che, inoltre, il grado di *dependency* influenza l'utilizzo della tecnologia da parte dell'individuo, per cui, banalmente, all'aumentare della *dependency* aumenta l'utilizzo.

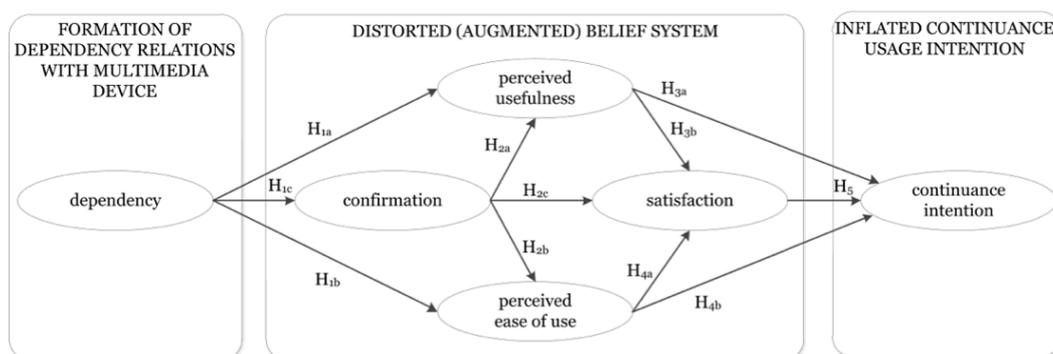
In linea con la teoria IMD, gli autori definiscono la dipendenza dal sistema multimediale come una *goal-oriented dependency*, ossia una dipendenza tecnologica razionale e orientata al raggiungimento degli obiettivi dell'*user*, molto diversa dalla dipendenza irrazionale intesa come patologia psicologica.

Pertanto, la *dependency* in questo ambito può essere definita come una misura che esprime la dipendenza dall'utilizzo del sistema multimediale, finalizzata al raggiungimento degli obiettivi individuali dell'utente (S.J. Ball-Rokeach et al., 1984; S.J. Ball -Rokeach, 1985; A.E. Grant et al., 1991).

In base a quanto detto finora, si può dedurre che questa tipologia di dipendenza corrisponde ad uno stato mentale, attivabile in modo razionale, continuo e in grado di evolversi nel tempo attraverso un utilizzo continuativo degli *ubiquitous media system*. Proprio la continuità del costrutto della *dependency* ha permesso la combinazione della teoria MSD con il modello di Bhattacharjee, 2001.

Dopo aver analizzato nel dettaglio le fondamenta della ricerca “*An investigation of the role of dependency in predicting continuance intention to use ubiquitous media systems: Combining a media system perspective with expectation-confirmation theories*” (K.D.A. Carillo, S. Scornavacca e E. Za, 2017) è possibile osservare e comprendere il modello concettuale proposto dagli autori (figura 2.21)

Figura 2.21 Modello Concettuale della dependency



Fonte: Carillo, Scornavacca e Za, 2017

Come si può notare dalla figura, a differenza dell'*IS continuance model* (A. Bhattacharjee, 2001), sono state integrate due variabili: la *dependency*, ampiamente discussa in precedenza, e la *perceived ease of use*.

Secondo gli autori la *dependency* da un sistema multimediale influenza l'utilità e la facilità d'uso percepite dal consumatore, nonché la valutazione cognitiva effettuata da quest'ultimo sull'uguaglianza/discrepanza tra la performance percepita e le aspettative iniziali, che si concretizza nel costrutto della *confirmation* (S.J. Ball-Rokeach, 1985; A. Bhattacharjee, 2001; T.F. Stafford et al., 2010; O. Turel et al., 2011).

Un alto livello di *dependency* nei confronti di un *ubiquitous media system* può portare ad un *confirmation bias* (R.S. Nickerson, 1998), un termine usato nella letteratura psicologica e riferito alla errata ricerca o interpretazione delle prove, in modo che queste non confutino e quindi coincidano con determinate credenze di cui si è già in possesso (J.S.B.T Evans, 1989; P.C. Wason, 1959). Un'elevata *dependency* può quindi portare a considerare le esperienze di utilizzo come maggiormente o unicamente positive, generando quindi un'influenza positiva sulle percezioni di utilità, facilità di utilizzo e di performance generale, influenzando anche il confronto con le aspettative iniziali che avviene in fase di *confirmation*.

In relazione all'altra variabile considerata, ossia la *perceived ease of use*, questa può essere considerata come il grado in cui un individuo crede che l'utilizzo di un particolare sistema risulti essere privo di sforzo (F.D. Davis, 1989).

La scelta della variabile, da parte degli autori, è stata motivata dalla necessità di catturare un ulteriore argomento relativo alle aspettative degli utenti nei confronti delle architetture IT e poiché è stato dimostrato in molteplici ricerche che la facilità d'uso percepita, influenza positivamente la *continuance intention* in un'ampia gamma di contesti (A.M.N. Islam e M. Mäntymäki, 2011; C. Liao et al., 2007, C. Chiu e E. Wang, 2008; J. Roca e M. Gagné, 2008; S.J. Hong et al. 2006; J. Thong et al., 2006; J. Hsieh e W. Wang, 2007; J. Recker, 2010).

Riprendendo il precedente modello (figura 2.21), Carillo, Scornavacca e Za (2017), ipotizzano che la facilità d'uso percepita nell'utilizzo di un sistema multimediale, sia influenzata dalla *dependency*, come visto in precedenza, e dal costrutto della *confirmation*, all'interno del quale avviene la valutazione del consumatore tra la performance percepita e le aspettative iniziali. Inoltre, la facilità di utilizzo del prodotto, genera un duplice effetto, influenzando sia la *satisfaction* che la *continuance intention*.

In linea con il modello di Bhattacharjee (2001), invece, non è stato considerato il costrutto relativo alla "*expectation*" presente nel modello ECT, presupponendo che gli effetti delle variabili in fase di pre-acquisto siano già compresi nei costrutti

confirmation e *satisfaction*. Inoltre, sono rimaste invariate tutte le ipotesi considerate nell'*IS continuance model*.

Entrando nel merito della metodologia della ricerca, la raccolta dei dati empirici è stata condotta nel 2012, pertanto la scelta del *ubiquitous media system* da utilizzare per testare il modello è stata quasi obbligata.

Il dispositivo da prendere in considerazione, oltre a possedere tutte quelle specifiche che lo rendono un sistema multimediale in grado di connettersi ad altri dispositivi, alla rete e di connettere l'utente alla rete stessa, doveva essere un prodotto già affermato all'interno del mercato. Il dispositivo scelto, pertanto, fu lo smartphone, in quanto, all'epoca, risultava essere l'unico dispositivo in grado di soddisfare i requisiti sopracitati, soprattutto quelli relativi al mercato, presupponendo il raggiungimento di un elevato livello di accettazione e di adozione da parte dei consumatori *world wide*.

2.3 Il contributo della ricerca

In seguito al ritrovamento degli aspetti del prodotto Apple Watch che i consumatori reputano maggiormente importanti e dopo aver ripercorso nel dettaglio la teoria collegata alla ricerca, è possibile definire il contributo che si intende apportare alla letteratura.

Come già anticipato all'inizio di questo capitolo, il presente studio si pone il fine di estendere il modello concettuale della *continuance intention to use* proposto da Carillo, Scornavacca e Za nel 2017.

Tale estensione si concretizza attraverso due differenti impatti, il primo collegato al dispositivo smart utilizzato per testare il modello e il secondo relativo all'inserimento di ulteriori costrutti in grado di influenzare l'utilizzo continuativo di un dispositivo multimediale da parte dei consumatori.

2.3.1 Il dispositivo per la raccolta dei dati empirici

Un limite riscontrabile nello studio "*An investigation of the role of dependency in predicting continuance intention to use ubiquitous media systems: Combining a media system perspective with expectation-confirmation theories*" (K.D.A. Carillo, S. Scornavacca e E. Za, 2017) è relativo alla scelta dell'*ubiquitous media systems* di riferimento.

La raccolta dei dati empirici è stata condotta nel 2012 presso il bioparco di Roma, anno in cui, l'unico dispositivo multimediale adatto a tale raccolta era lo smartphone.

Come sottolineato dagli autori, il *device* utilizzato, oltre ad essere un sistema multimediale ubiquo o onnipresente, multicontesto e multiscopo, in grado di svolgere diverse funzioni, riuscendo a fornire un accesso fluido alla rete e alle informazioni attraverso una varietà di canali (J. Lin et al., 2012; S.A. Matei et al., 2010), doveva essere dotato di un'alta penetrazione di mercato.

Pertanto, dato l'anno in cui sono stati raccolti i dati, la scelta del *ubiquitous media system* da utilizzare per testare il modello è stata praticamente forzata.

Alla luce di ciò, la ricerca intende riadattare il modello concettuale della *continuance intention to use* ad un ulteriore contesto, prendendo in considerazione un dispositivo cosiddetto ubiquo diverso dallo smartphone.

A differenza del 2012, oggi esistono diversi dispositivi che godono allo stesso tempo delle specifiche necessarie per essere considerati sistemi multimediali onnipresenti e di un accettabile successo nel mercato.

Uno di questi *device* è sicuramente lo smartwatch, un tipico esempio di dispositivo *wearable*, che consiste in un orologio digitale intelligente che, oltre a mostrare l'ora, possiede diverse funzionalità, attivabili toccando o scorrendo il *display touchscreen*.

Tali dispositivi hanno la capacità di connettersi ad altri *device* e quindi alla rete tramite wireless o bluetooth e, inoltre, includono diverse applicazioni che permettono all'utente di effettuare una molteplicità di azioni in totale autonomia rispetto all'hardware di riferimento al quale sono abbinati.

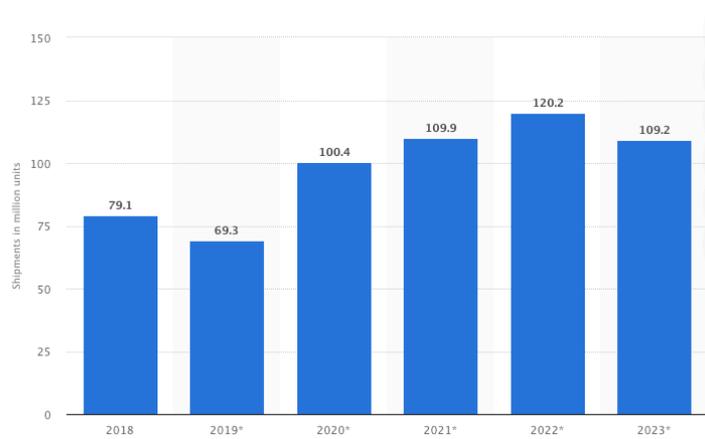
Nel corso degli ultimi anni, il mercato degli smartwatch è stato soggetto ad una notevole crescita sia in termini di valore che in termini di unità vendute.

L'analisi "*Smartwatch shipments worldwide from 2018 to 2023*" condotta da Statista nel 2018 offre la possibilità di osservare le previsioni in termini di vendite tra il 2018 e il 2024. Il rapporto (figura 2.22) mostra un'iniziale decrescita tra il 2018 e il 2019 in cui si passerà dalle 79,1 alle 69,3 milioni di unità vendute. In seguito a questa fase di flessione, per i successivi tre anni si verificherà una repentina crescita che genererà un totale di unità vendute pari a 120,2 milioni nel corso del 2023.

Inoltre, secondo lo stesso rapporto, si verificherà una leggera flessione tra il 2023 e il 2024, anno in cui saranno vendute 109,2 milioni di unità.

Considerando il periodo nel suo complesso è possibile affermare che il mercato dei *wearable device* da polso sia in crescita, seppur in modo discontinuo, con un tasso annuale di crescita composta (CAGR) tra il 2018 e il 2024 pari al 5% circa.

Figura 2.22 Unità di smartwatch vendute worldwide

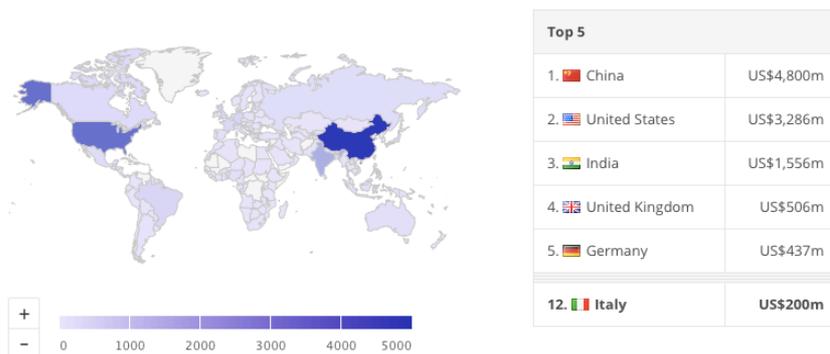


Fonte: Statista, 2018

Per quanto riguarda il contesto italiano, è possibile affermare che il mercato degli *wearable device*, di cui il prodotto più conosciuto e rappresentativo della categoria è lo smartwatch, risulta essere in costante crescita.

Un'altra ricerca denominata "Wearable" condotta da Statista nel 2020 e mostrata in figura 2.23, confronta i mercati in valore dei dispositivi *wearable* tra tutti Paesi del globo, in cui l'Italia risulta essere dodicesima in termini di ricavi generati dalle vendite di questi dispositivi, i quali ammontano a circa 200 milioni di dollari.

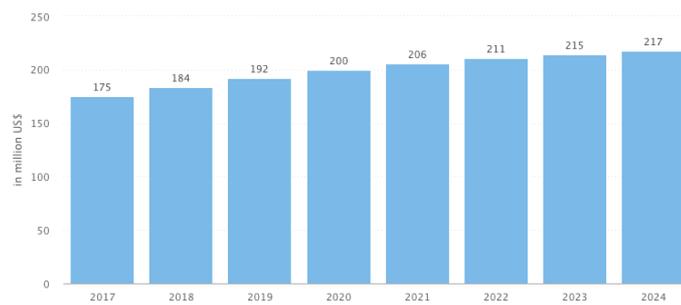
Figura 2.23 Confronto tra Paesi in termini di mercato wearable in valore



Fonte: Statista, 2020

La stessa analisi, riferita al mercato *wearable* in Italia (figura 2.24), mostra un trend in valore in continua crescita, tale per cui si è passati dai 175 milioni ai 200 milioni di dollari ricavati tra il 2017 e il 2020, prevedendo inoltre che il valore generato dal mercato arriverà ad essere pari a 217 milioni di dollari nel 2024.

Figura 2.24 Evoluzione del valore del mercato wearable in Italia



Fonte: Statista, 2020

Riassumendo, lo smartwatch risulta essere un dispositivo smart molto in voga nel contesto odierno, godendo di una domanda di mercato in costante crescita. Pertanto, la scelta di utilizzarlo come dispositivo per testare il modello risulta essere ragionevole, considerando contemporaneamente la sua natura di *ubiquitous media system* e la sua rilevanza all'interno del mercato mondiale.

Concludendo, la ricerca dei dati empirici sarà condotta in Italia e, proprio per questo motivo, un'ulteriore conferma sulla fattibilità di utilizzare lo smartwatch per la raccolta dei dati empirici, è riscontabile dallo scenario in cui versa il mercato degli *wearable device* nel "Bel Paese", dove tali dispositivi risultano essere molto richiesti dai consumatori.

2.3.2 L'inserimento di nuove variabili

L'altra faccia della medaglia dell'estensione, fa riferimento all'inserimento di nuove variabili all'interno del modello della *continuance intention to use*.

Il ritrovamento del cosiddetto *research gap*, in questa ricerca, è stato condotto sia attraverso uno studio approfondito della letteratura esistente che attraverso l'analisi dell'opinione dei consumatori mediante la *sentiment analysis*, il *topic modeling* e la *cluster analysis*.

Essendo la *continuance intention* un costrutto che si concretizza in fase di post-acquisto, risulta fondamentale la comprensione dell'opinione dei consumatori, al fine di cogliere quei driver ritenuti maggiormente importanti al momento della valutazione della performance generale del prodotto.

In accordo con Bhattacharjee, 2001, è fondamentale comprendere i potenziali cambiamenti nelle aspettative degli utenti in seguito alla loro prima esperienza di consumo. Le aspettative che si concretizzano in post-acquisto sono collegate

all'esperienza diretta con il prodotto e, pertanto, possono differire dalle aspettative formulate ex-ante.

Le aspettative iniziali, si basano tipicamente su opinioni di terzi o informazioni diffuse attraverso i media, mentre le aspettative di post-acquisto derivano dall'esperienza diretta, e quindi, risultano più concrete e affidabili nel predire le intenzioni future dei consumatori.

La ragionevolezza di combinare lo studio della teoria con il monitoraggio delle aspettative formulate in seguito all'acquisto del prodotto, ha generato l'intuizione di utilizzare il *topic modeling* e la *cluster analysis* come strumenti per il ritrovamento dei costrutti in grado di influenzare l'utilizzo continuativo di un dispositivo multimediale da parte dei consumatori.

Il ritrovamento degli aspetti ritenuti più importanti, poiché contenenti le parole maggiormente correlate e più frequenti all'interno del testo ha portato alla determinazione di quattro argomenti principali all'interno del testo: il *quantified self*, la *perceived ease of use*, il *perceived value* e la *perceived similarity for smartphone*.

Concludendo, attraverso la *sentiment analysis* condotta per ogni aspetto, è possibile affermare che ognuno di questi gode di una polarità positiva e quindi di un'opinione favorevole da parte dei consumatori. Tale positività potrebbe essere traducibile in un effetto positivo riscontrabile sulla *continuance intention to use* da parte dei consumatori.

2.3.3 La variabile quantified self

Un tema centrale per il marketing dei dispositivi *wearable* è il *quantified self* (QS). Quest'ultimo fa riferimento alla conoscenza di sé stessi attraverso alcune metriche risultanti dall'auto-tracking, conosciuta anche come attività di *self-quantification* (D. Lupton, 2016).

Il mondo *wearable*, ha vissuto una grande diffusione dei Fitbit, cinturini da polso, dotati di display, la cui attività principale è proprio relativa al monitoraggio dell'attività svolta dall'*user*.

Questa diffusione, nel corso degli ultimi periodi, sembra essersi arrestata, portando i consumatori a preferire gli orologi smart cosiddetti completi, che incorporano diverse altre attività.

Ramon T. Llamas, direttore del team di ricerca IDC sul segmento *wearable*, nel 2018 dichiarò che era ragionevole aspettarsi un'evoluzione dei sistemi operativi degli

smartwatch, soprattutto a riguardo delle funzionalità che permettono di fornire informazioni mirate e fruibili all'utente e agli sviluppi incentrati sul monitoraggio della salute, dove il dispositivo svolgerà un ruolo fondamentale nel tracciamento degli obiettivi relativi all'attività (EconomyUp, 2018).

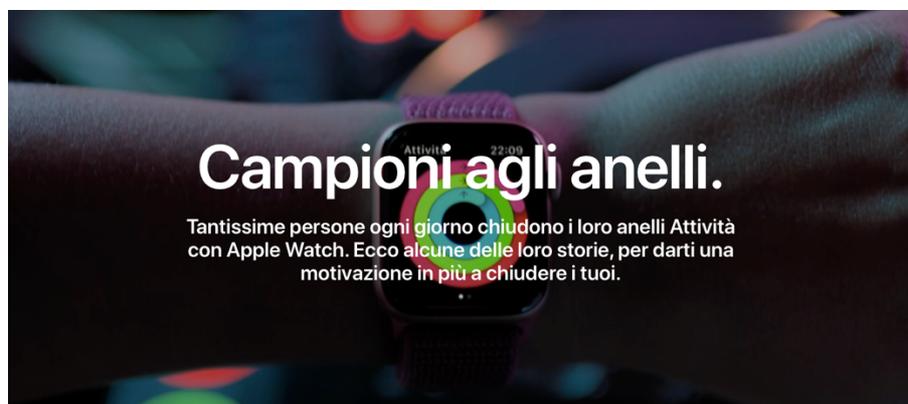
Stando a queste dichiarazioni, il motivo dell'arresto della crescita degli smart *wristband* nel mercato *wearable*, è probabilmente relativo allo sviluppo dei sistemi di *self-quantification* sugli smartwatch, i quali, grazie a questa implementazione, sono in grado di incorporare con ottime performance l'attività principale svolta dai semplici cinturini intelligenti.

Altro elemento da considerare nel definitivo sorpasso effettuato degli smartwatch a discapito degli smart *wristband* è quello relativo alle ottime campagne di marketing condotte dai brand operanti in tale settore.

Prendendo come esempio l'orologio di casa Apple, è possibile affermare che il brand abbia puntato fortemente sul *self-quantification* a partire dal lancio della quarta generazione (series 4), implementando le funzionalità per il raccoglimento dei dati dell'*user*, attraverso la creazione dell'app ECG, che permette di osservare il battito cardiaco, e il miglioramento dell'applicazione Activity, che mostra i dati durante le sessioni di allenamento e che motiva l'utente a fare esercizio quando rileva un'inattività che si protrae per troppo tempo nel corso della giornata.

Lo sviluppo di queste funzionalità, accompagnato da ottime campagne di marketing (figura 2.25), ha permesso agli smartwatch e ad Apple in particolare di guadagnare la leadership nel mercato.

Figura 2.25 Apple Watch Advertising



Fonte: apple.it

In un mondo in cui la forma fisica e l'estetismo assumono sempre più un ruolo centrale, non è da trascurare che gli smartwatch possano diventare sempre più importanti nella vita degli individui. Il monitoraggio della propria attività fisica indoor e outdoor sta diventando un must per le persone di tutte le età. Specifiche applicazioni permettono di controllare lo sforzo durante le sessioni di allenamento e non solo, si può rilevare la propria attività rimanendo in ufficio, a casa o in qualsiasi altro posto, salendo le scale o facendo semplici esercizi di respirazione.

La consapevolezza di dover svolgere attività fisica per risultare migliori agli occhi degli altri o per sentirsi meglio con sé stessi ha un peso specifico importante e il monitoraggio di tale attività è oramai quasi indispensabile per tutte le persone, professionisti e non.

Gli smartwatch stanno assumendo sempre più le sembianze di un personal trainer digitale che non solo mostra i risultati delle attività completate ma fornisce consigli e indica la giusta strada da seguire nello svolgimento di tali attività, suggerendo specifiche tipologie di allenamento a seconda dell'obiettivo da raggiungere.

Dopo aver compreso il significato e l'importanza del termine *quantified self*, risulta opportuno proseguire osservando la letteratura che coinvolge questo specifico fenomeno.

Il monitoraggio, la misurazione e la registrazione di elementi o attività del proprio corpo e della propria vita come forma di *self-improvement* o *self-reflection*, sono pratiche discusse fin dai tempi antichi. L'introduzione di tecnologie digitali che facilitano queste attività ha portato a un rinnovato interesse per ciò che l'auto-tracking può offrire e ad un'espansione dei domini e degli scopi ai quali tali pratiche sono originariamente applicate (D. Lupton, 2016).

In generale, la maggior parte delle ricerche si è concentrata in ambito *healthcare*, osservando l'influenza che il monitoraggio dei dati e l'auto-quantificazione generano sul comportamento e lo stile di vita degli individui (es. D.H. Shin e F. Biocca, 2017; J. Meyer Et al., 2014; M. Swan, 2013; M. Swan, 2009).

Nello studio "*Quantifying the quantified self: a study on the motivation of patients to track their own health*", (H. Gimpel, K. Nißen e R.A. Görlitz, 2013), è stata condotta un'analisi a componenti principali (PCA) volta al ritrovamento delle ragioni psicologiche che portano le persone ad essere più motivate nel monitorare la propria attività per il raggiungimento di obiettivi a livello salutare.

Il modello sviluppato includeva 19 item divisi in 5 fattori:

- *self-entertainment*, per il quale l'individuo è motivato dagli aspetti piacevoli e positivi del self-tracking. Pertanto, questo fattore, fa riferimento alle caratteristiche del dispositivo attraverso il quale avviene il monitoraggio e al piacere derivante dal maneggiare dati e statistiche.
- *self-association*, per cui la motivazione è determinata dagli aspetti correlati alla community di cui l'individuo fa parte. Ogni *self-tracker* ha bisogno di una controparte per comprendere sé stesso, principalmente per effettuare un confronto. Pertanto, questo fattore fa riferimento al bisogno di sentirsi parte integrante della comunità ma piuttosto implica la necessità di un individuo di comprendere la sua individualità all'interno di un ambiente specifico.
- *self-design*, fa riferimento alla motivazione derivante dalla possibilità di migliorarsi (*self-optimization*). Questo fattore cerca di cogliere la motivazione intrinseca derivante dal compiacimento che si genera nell'essere in grado di controllare il proprio stato di forma, la propria salute e in generale la propria vita. Allo stesso tempo, i *self-tracker* fortemente motivati dalle prospettive di *self-design*, sono guidati dalla necessità di apparire speciali agli occhi delle altre persone (P.J. Ludford et al., 2004)
- *self-discipline*, per cui l'individuo è motivato dagli aspetti gratificanti derivanti dall'auto-quantificazione, come la prospettiva di raggiungere un obiettivo, di ottenere un premio o evitare una conseguenza negativa (C. Levesque et al., 2010)
- *self-healing*, è relativo alla motivazione generata dalla possibilità di guarire da una specifica patologia attraverso un'auto-terapia.

Secondo gli autori, inoltre, ci si dovrebbe aspettare che una maggiore motivazione porti ad una maggiore dedizione nello svolgimento dell'attività di monitoraggio, tale per cui si ottiene una relazione positiva tra le due variabili

Più nello specifico si ha che il livello di motivazione ha un effetto diretto e positivo sul tempo dedicato all'attività di *self-tracking* (H. Gimpel, K. Nißen e R.A. Görlitz, 2013).

Per il rilevamento dei dati, gli strumenti più utilizzati sono i dispositivi *wearable*, i quali, grazie alle loro funzionalità, permettono di eseguire con efficienza il processo di *self-quantification*, per poi permettere all'utente di auto-quantificarsi.

Un dispositivo *wearable*, per essere in grado di motivare l'utente all'utilizzo e modificare le sue abitudini e i suoi comportamenti, deve essere dotato di cinque aspetti fondamentali: *playfulness* (giocosità), *practicality* (pratico e semplice da utilizzare),

persuasiveness (in grado di spronare l'utente), *personalization*, e *privacy* (M. Randriambelonoro et al., 2017).

È possibile notare come queste dimensioni possano rientrare all'interno del fattore *self-entertainment* osservato in precedenza, individuati nello studio condotto da Gimpel, Nißen e Görlitz nel 2013, per il quale l'individuo risulta motivato dagli aspetti piacevoli e positivi del dispositivo attraverso il quale avviene il monitoraggio dei dati. Nello studio "*The Measurable Me: The Influence of Self-Quantification on the Online User's Decision-Making Process*", (M. Sjöklint, 2014), emerge che il *quantified self*, riferito essenzialmente al monitoraggio di alcuni aspetti personali mediante varie metriche, comunemente raccolte attraverso la tecnologia indossabile, è in grado di influenzare i processi decisionali e persino il comportamento degli utenti.

Nel contesto dello studio, l'auto-quantificazione è intesa come l'atto attivo o passivo di raccogliere set di dati per poi eseguire un'autovalutazione attraverso test e confronti. In sintesi, M. Sjöklint, 2014 ha dimostrato l'esistenza di una relazione statisticamente significativa tra le variabili, determinando inoltre che l'influenza sul processo decisionale è derivata dall'effetto sul *system one*, ossia il sistema intuitivo, emozionale rapido e automatico (attivabile senza sforzo), presente nel nostro cervello (D. Kahneman, 2011).

Riassumendo la teoria osservata finora, è possibile affermare che le motivazioni psicologiche che portano al monitoraggio dell'attività, influenzano l'intensità di *quantified self*, portando gli individui a dedicare maggior tempo allo svolgimento di questa attività.

Inoltre, risulta possibile ipotizzare che una maggiore attività di *quantified self* influenzi i processi decisionali interni al *system one*, trainando l'individuo verso un comportamento specifico.

Molto discusso, nella letteratura relativa al *quantified self*, è il concetto di *gamification*, definito come l'utilizzo di elementi di design giocosi in contesti prettamente non giocosi. In altre parole, il *gamification* è un processo volto a migliorare i servizi, dotandoli di vantaggi motivazionali, che permettono di invocare esperienze di gioco e generare migliori risultati a livello comportamentale (F. Groh, 2012).

In questo senso le tecniche di *gamification* risultano in grado di motivare il processo di auto-quantificazione riducendo apparentemente l'*effort* cognitivo degli individui, al fine di raggiungere gli obiettivi prefissati e il cosiddetto *behaviour change* (J.R.

Whitson, 2013; J. Hamari, L. Hassan e A. Dias, 2018; B.S. Morschheuser e V. Rivera-Pelayo, 2014; S. Blidl, 2014).

D'altro canto, nel presente studio, risulta opportuno considerare un ulteriore aspetto, principalmente legato alla natura del consumatore, tralasciando la giocosità del servizio. Pertanto, si propone che il cambiamento o l'influenza sul comportamento futuro, derivante dal *quantified self*, sia moderata dall'attitudine attiva o sedentaria dell'individuo.

Secondo le raccomandazioni sull'attività fisica per gli adulti compresi tra i 18 e i 64 anni, dettate dalla World Health Organization (WHO), anche conosciuta come Organizzazione Mondiale della Sanità (OMS), si evince che, per essere considerati fisicamente attivi, risulta necessario effettuare “almeno 150 minuti alla settimana di attività fisica aerobica di moderata intensità, o effettuare almeno 75 minuti a settimana di attività fisica aerobica vigorosa, o una combinazione equivalente di attività fisica moderata e vigorosa”, le cui singole sessioni, devono durare almeno 10 minuti (WHO, 2010).

Dove, per intensità moderata, si intende una qualsiasi attività in grado di aumentare la frequenza cardiaca e determinare una sensazione soggettiva di mancanza di fiato lieve e di riscaldamento, permettendo di incrementare il metabolismo di 3-6 volte rispetto alla situazione di riposo. Un'attività fisica di intensità moderata, si può raggiungere praticamente con tutte le attività sportive e con una buona parte delle attività quotidiane.

L'intensità vigorosa, invece, si ottiene esclusivamente attraverso lo sport, incrementando il metabolismo di almeno 6 volte rispetto la situazione di riposo, generando sudorazione e fiato corto (WHO, 2006).

Inoltre, è possibile dire che l'intensità dell'attività varia in base alle capacità fisiche dell'individuo, in quanto le soglie di incremento del metabolismo variano di persona in persona.

Generalizzando, si possono considerare di moderata intensità le attività quali: *jogging*, (corsa lenta), e *walking* (semplice camminata).

Alla luce di quanto detto finora, in questa ricerca si propone di testare l'effetto del *quantified self* sul processo decisionale in fase di post-acquisto, valutando l'influenza che questa variabile genera sulla percezione di utilità del dispositivo e sulla *continuance intention to use*.

Inoltre, si intende ipotizzare che l'influenza esercitata dal *quantified self* sul processo decisionale, che in questa ricerca coincide con la *continuance intention to use*, sia moderata dall'attitudine attiva o sedentaria dell'utente.

2.3.4 La variabile perceived ease of use

A differenza degli altri costrutti, la percezione di facilità d'uso, definita come il grado in cui un individuo crede che l'utilizzo di una particolare sistema risulti essere privo di sforzo (F. D. Davis, 1989), risulta già presente nel modello della *continuance intention* proposto da Carillo, Scornavacca e Za, nel 2017.

Come è stato già esplicito nel corso del paragrafo 2.2.1, l'intuizione di testare l'effetto della *perceived ease of use* sull'utilizzo continuativo di un sistema multimediale è attribuibile proprio agli autori sopracitati, i quali hanno affermato che la scelta di inserire questo costrutto è motivata dalla necessità di catturare un ulteriore argomento relativo alle aspettative degli utenti nei confronti delle architetture IT, dato che è stato dimostrato in molteplici ricerche che la facilità d'uso percepita, influenza positivamente la *continuance intention* in un'ampia gamma di contesti (A.M.N. Islam e M. Mäntymäki, 2011; C. Liao et al., 2007, C. Chiu e E. Wang, 2008; J. Roca e M. Gagné, 2008; S.J. Hong et al. 2006; J. Thong et al., 2006; J. Hsieh e W. Wang, 2007; J. Recker, 2010).

2.3.5 La variabile perceived value

Un ulteriore costrutto proposto è la percezione di valore, la quale fa riferimento alla capacità del prodotto, in base alle caratteristiche e alle funzionalità, di creare valore per il consumatore, generando di conseguenza soddisfazione ed engagement nei confronti del prodotto stesso (Y.H. Kim et al., 2013). Pertanto, il valore percepito si traduce nell'atteggiamento dei consumatori nei confronti della capacità del prodotto di fornire facilmente uno stato di soddisfazione che genera un forte grado di coinvolgimento.

Nella ricerca "*Reflections on gaining competitive advantage through customer Value*", condotta nel 1997 da A. Parasuraman, emerge che il valore percepito sia una delle caratteristiche più importanti che un prodotto deve essere in grado di generare al fine di ottenere un vantaggio competitivo nel mercato.

Dalla letteratura emerge inoltre che il valore percepito presenta cinque diverse dimensioni:

- *Functional Value* (FV), che è riferito alla performance percepita di un prodotto o servizio, ovvero alla capacità di svolgere in modo efficace ed efficiente le sue funzioni (M.R. Stafford, 1994; G. LeBlanc e N. Nguyen, 1999). La dimensione funzionale risulta

essere collegata anche al rapporto qualità-prezzo, per il quale si valuta l'economicità in base all'utilità e alla performance percepite (G. LeBlanc e N. Nguyen, 1999);

- *Social Value* (SV), il quale rappresenta i benefici che il prodotto o servizio apporta alle relazioni sociali (interpersonali e di gruppo) (G. LeBlanc e N. Nguyen, 1999);
- *Epistemic Value* (EPV), che fa riferimento ai benefici derivanti dalla capacità del prodotto o servizio di suscitare curiosità e novità o di soddisfare un desiderio di conoscenza (M.R. Stafford, 1994);
- *Emotional Value* (EMV), il quale è relativo ai benefici ottenuti dalla capacità di un prodotto o servizio di evocare sentimenti e emozioni (G. LeBlanc e N. Nguyen, 1999);
- *Conditional Value* (CV) che rappresenta i benefici derivanti da un contesto specifico correlato all'utilizzo di un prodotto o servizio (R.M. Unni, 2005).

Più nello specifico, *l'Epistemic Value* si riferisce alla capacità di un prodotto di suscitare curiosità, offrire novità o soddisfare un desiderio di conoscenza e quindi può essere importante per gli individui che usufruiscono di nuove esperienze di consumo. Pertanto, tale dimensione è principalmente relativa a servizi esperienziali come vacanze, avventure o shopping (J.N. Sheth et al., 1991; B.J. Babin, W.R. Darden e M. Griffin, 1994) e, probabilmente, meno importante se si considera l'acquisto di un prodotto che presuppone un utilizzo continuativo nel tempo (J.C. Sweeney e G.N. Soutar, 2001).

Inoltre, il *Conditional Value* risulta derivare dal valore funzionale o sociale e si presenta quando fattori situazionali, come una malattia o una specifica condizione sociale, moderano il processo attraverso il quale il consumatore percepisce il valore (J.N. Sheth et al., 1991). Quindi il valore condizionale può essere descritto come un caso specifico derivante da altre dimensioni e, di conseguenza, meno critico nel processo di rappresentazione del valore generale (J.C. Sweeney e G.N. Soutar, 2001).

In relazione a quanto detto sopra, risulta possibile non considerare queste due dimensioni (*Epistemic* e *Conditional*) all'interno del costrutto del valore percepito in relazione a uno smartwatch.

In letteratura sono presenti una molteplicità di ricerche volte a comprendere il ruolo del *perceived value* sui comportamenti d'acquisto dei consumatori e, molte di queste, si sono concentrate su prodotti smart e tecnologie innovative, come ad esempio Y.H. Kim et al. (2013), H. Yang et al. (2016) e H. Haba et al. (2017).

Allo stesso tempo, invece, risultano non essere molte le teorie o le ricerche che collegano tale costrutto all'utilizzo continuativo di una tecnologia da parte dei consumatori.

A conferma del fatto che il valore percepito risulti estremamente calzante al contesto della ricerca che si intende svolgere, è stato dimostrato che esiste una forte relazione che lega questa variabile alla soddisfazione dei consumatori (F.F. Reichheld, 1993; R.B. Woodruff, 1997) e che, pertanto, potrebbe essere anche in grado di generare comportamenti ripetitivi nel tempo come l'utilizzo continuativo di un prodotto.

2.3.6 La variabile *perceived similarity for smartphone*

L'ultima variabile che si propone di inserire all'intero del modello della *continuance intention to use* sviluppato da Carillo, Scornavacca e Za nel 2017 è la similarità percepita tra lo smartwatch e lo smartphone in base alle funzionalità che questi possiedono. In generale è possibile affermare che molte funzionalità attivabili da smartwatch sono subordinate all'hardware di riferimento, che il più delle volte coincide con lo smartphone.

Queste funzioni, che si riferiscono principalmente alla ricezione e all'invio di messaggi, mail e chiamate, sono sempre più performanti sugli orologi intelligenti, generando nei consumatori l'intenzione e la volontà di interfacciarsi maggiormente con tale dispositivo, lasciando, di conseguenza, il telefono riposto comodamente in tasca o in borsa. Inoltre, esistono anche alcune azioni che l'orologio intelligente è in grado di svolgere in totale autonomia, prescindendo dall'abbinamento al dispositivo di riferimento. Probabilmente è proprio l'evoluzione di queste attività considerate autonome e il miglioramento delle performance delle attività subordinate che, negli ultimi anni, ha portato alla crescita del mercato dei *wearable device* e più nello specifico dei dispositivi da polso, facendo in modo che l'orologio smart non sia considerato solo come un accessorio per smartphone ma anche come un dispositivo per certi aspetti indipendente e non subordinato alle sue funzionalità.

L'evoluzione è ancora in atto e procede velocemente, difatti alcuni, seppure pochi, orologi digitali sono in grado di connettersi alla rete tramite SIM e altri, come i nuovi modelli Apple e Samsung, tramite Wi-Fi.

Probabilmente il processo si concluderà quando la quasi totalità degli smartwatch sarà in grado di connettersi in modo autonomo alla rete internet attraverso una connessione personale (rete dati), totalmente autonoma. In questo senso, quindi ci troviamo in un'epoca di transizione, in cui il definitivo passo non è ancora avvenuto, difatti, una ricerca di Ericsson dimostra che l'83% degli utenti smartphone si aspetta che la tecnologia *wearable* offrirà in futuro una qualche forma di connettività autonoma.

Basandoci su ciò che risulta riferito al contesto odierno, gli smartwatch più evoluti, risultano sempre più simili, in termini di funzionalità agli smartphone.

Seguendo la letteratura in relazione alla categorizzazione degli oggetti, è stato dimostrato che il *fit* esistente tra due prodotti è misurato in funzione dei giudizi di similarità, in cui i consumatori confrontano alcuni aspetti comuni ai prodotti *existing* (esistenti) e ai prodotti *expanded* (estensioni) (E. Rosch e C.B. Mervis, 1976; A. Tversky, 1977). Per similarità, quindi si intende il grado di somiglianza o congruenza generale tra il prodotto definito come *existing* e il prodotto connotato come *expanded* (A.D. Aaker e K.L. Keller, 1990).

Più nello specifico, la percezione di similarità è il grado in cui i consumatori percepiscono l'estensione del brand come simile ad altri prodotti del brand in termini di esigenze che soddisfano, situazioni in cui vengono utilizzati, caratteristiche fisiche o componenti e competenze necessarie per produrli (D.C. Smith e C.W Park, 1992).

Nella ricerca "*The effect of user experience and perceived similarity of smartphone on acceptance intention for smartwatch*" condotta da S.C. Jeong, J.S. Byun e Y.J. Jeong nel 2016, lo smartwatch viene dipinto come un dispositivo generato da una continua innovazione prodotta a partire dalla tecnologia smartphone; in altre parole, lo smartwatch è considerato un prodotto simile allo smartphone e, allo stesso tempo, più innovativo.

Secondo gli autori la similarità percepita tra smartwatch e smartphone genera un effetto positivo sull'utilità, sulla facilità d'uso e sull'estetica percepite dai consumatori. J.H. Choi e H.J. Lee nella ricerca "*Facets of simplicity for the smartphone interface: A structural model*" (2012) hanno verificato inoltre che la semplicità percepita, a riguardo delle funzionalità e dell'interfaccia dello smartphone, influenza fortemente la soddisfazione degli *user*.

Riassumendo e considerando la similarità percepita tra smartphone e smartwatch, si può affermare che tale similitudine tra le feature possa influenzare le ulteriori percezioni dei consumatori a riguardo della facilità d'uso, dell'utilità e dell'estetica del prodotto.

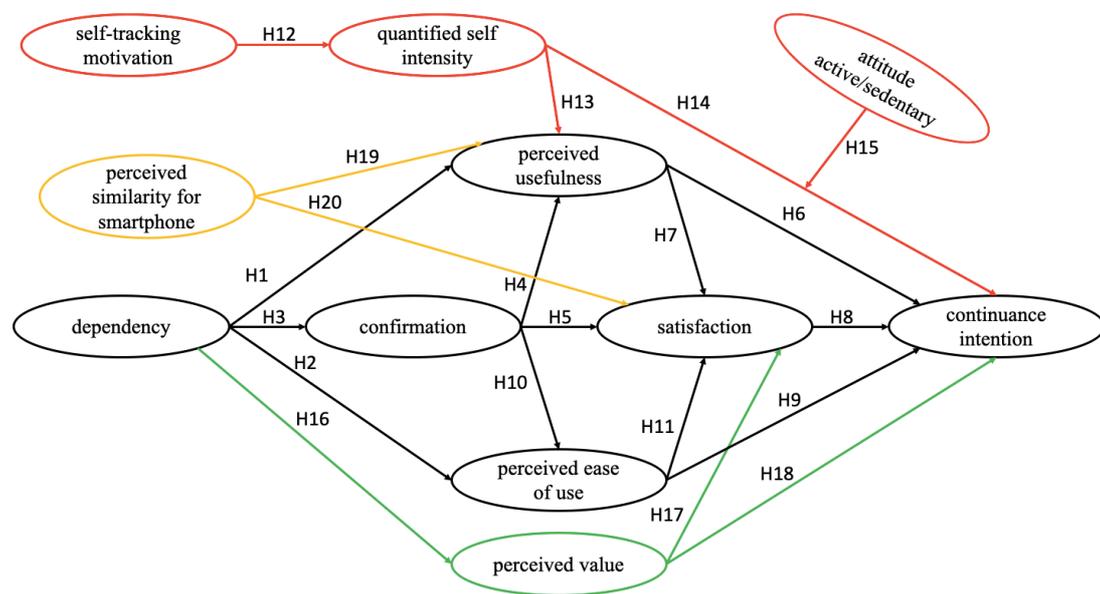
Inoltre, si ha che la semplicità delle funzionalità dello smartphone influenza la soddisfazione dei consumatori e quindi, sempre in funzione della similarità percepita tra smartphone e smartwatch, è possibile considerare che la semplicità percepita sia traslabile anche alle funzionalità dello smartwatch, così come l'effetto sulla soddisfazione dei consumatori.

Alla luce di ciò, risulta ragionevole ipotizzare che la similarità percepita tra smartphone e smartwatch, influenzi positivamente la soddisfazione degli utenti e l'intenzione di continuare ad utilizzare il dispositivo nel tempo.

2.4. Il modello concettuale e le ipotesi di ricerca

In seguito alle evidenze raccolte nei paragrafi precedenti viene proposto il modello concettuale della ricerca, visibile in figura 2.26.

Figura 2.26. Il Modello di Ricerca



Come ampiamente descritto in questo capitolo, L'obiettivo della ricerca consiste nel riproporre e adattare il modello concettuale sviluppato da Carillo, Scornavacca e Za nel 2017, prendendo in considerazione un *ubiquitous media system* diverso da quello considerato dagli autori, aggiungendo, inoltre, ulteriori variabili, ricavate attraverso alcune tecniche di *text mining*, più precisamente mediante la *sentiment analysis*, il *topic modeling* e la *cluster analysis*.

Pertanto, riassumendo, lo scopo è valutare l'adattabilità del modello della *continuance intention to use* alla categoria smartwatch, andando ad integrare tre costrutti che coincidono con ciò che i consumatori reputano maggiormente importante al momento della valutazione delle performance in fase di post-acquisto.

Saranno quindi analizzati gli effetti del *quantified self*, del *perceived value* e della *perceived similarity for smartphone* all'interno del modello, concentrando l'attenzione

sull'influenza prodotta sull'intenzione dei consumatori di continuare ad utilizzare il proprio smartwatch.

Come per l'*Information System continuance model* (A. Bhattacharjee, 2001) e il modello della *continuance intention to use* (K.D.A. Carillo, S. Scornavacca e E. Za, 2017), anche questa ricerca presenterà i soli costrutti relativi alla fase di post-acquisto, assumendo che, le variabili concretizzate in fase di pre-acquisto, siano comprese all'interno del costrutto della *confirmation* e della *satisfaction*.

Alla luce di quanto detto finora, di seguito vengono esplicate le ipotesi di ricerca che si intendono testare, di cui, alcune, coincidono con quelle presenti nel modello di Carillo Scornavacca e Za (2017), adattate al dispositivo considerato in questo studio. Gli autori hanno dimostrato come la *dependency* di un consumatore verso un *ubiquitous media system* riesca ad alterare il suo comportamento e le sue sensazioni, aumentando il grado di *utilità* e *facilità di utilizzo* percepiti in relazione al sistema multimediale in questione.

Nella ricerca "*An investigation of the role of dependency in predicting continuance intention to use ubiquitous media systems: Combining a media system perspective with expectation-confirmation theories*" (K.D.A. Carillo, S. Scornavacca e E. Za, 2017), è stato definito che la *dependency* da un dispositivo tecnologico, coincide con la *cognitive absorption*, la quale fa riferimento ad uno stato di profondo *involvement* ed *engagement* dei consumatori nei confronti di un'architettura IT (R. Agarwal e E. Karahanna, 2000).

In molte ricerche è stato dimostrato che la *cognitive absorption* influenza la facilità d'uso e l'utilità percepite dai consumatori (J. Roca et al., 2006; R. Saadé e B. Bahli, 2005; P. Zhang et al., 2006). Di conseguenza, si ha che:

H1: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *utilità percepita*.

H2: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *facilità d'uso percepita*.

Inoltre, un alto livello di dipendenza nei confronti di un *ubiquitous media system* può portare ad un *confirmation bias* (R.S. Nickerson, 1998), un termine usato nella letteratura psicologica per riferirsi all'errata ricerca o interpretazione delle

informazioni in modo che queste concordino con determinate credenze pregresse (J.S.B.T Evans, 1989; P.C. Wason, 1959). Nel caso in analisi, tale *bias*, si concretizza nel momento di valutazione delle performance in fase di post-acquisto, influenzando, di conseguenza, la soddisfazione dell'utente.

Nella ricerca condotta da Carillo, Scornavacca e Za nel 2017, si propone che, un alto livello di *dependency* nei confronti di un sistema multimediale, possa avere un effetto distorsivo (*confirmation bias*) nel momento in cui gli individui valutino la misura in cui il dispositivo abbia soddisfatto le loro aspettative e esigenze. Di conseguenza, si ha che:

H3: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *confirmation*.

In linea con l'intuizione di Bhattacharjee, 2001, si presuppone che le variabili di pre-accettazione siano presenti all'interno dei costrutti *confirmation* e *satisfaction* del modello ECT sviluppato da R.L. Oliver nel 1980.

Inoltre, l'IS *continuance model* cattura le aspettative in fase di post-acquisto all'interno del costrutto relativo all'utilità percepita (F.D. Davis, 1989), basandosi sul presupposto che, questa percezione, influenzi le intenzioni dell'utente in diverse fasi temporali (A. Bhattacharjee, 2001). Quindi:

H4: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *utilità percepita*.

H5: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *soddisfazione*.

H6: il livello di *utilità percepita* in termini di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente la *continuance intention to use*.

H7: il livello di *utilità percepita* in termini di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *soddisfazione*.

H8: il livello di *soddisfazione* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente la *continuance intention to use*.

L'idea di integrare nel modello la facilità d'uso percepita nasce dall'esigenza di considerare un altro aspetto relativo alle aspettative degli utenti (K.D.A. Carillo, S. Scornavacca e E. Za, 2017). È stato dimostrato che la facilità d'uso percepita influenza positivamente la *continuance intention to use* in un'ampia gamma di contesti (A.M.N. Islam e M. Mäntymäki, 2011; C. Liao et al., 2007, C. Chiu e E. Wang, 2008; J. Roca e M. Gagné, 2008; S.J. Hong et al. 2006; J. Thong et al., 2006; J. Hsieh e W. Wang, 2007; J. Recker, 2010).

Alla luce di ciò, si ha che:

H9 il livello di *facilità d'uso percepito* di uno smartwatch influenza positivamente la *continuance intention to use*.

Alcune evidenze in letteratura determinano che la *confirmation* ha un effetto positivo sulla facilità d'uso percepita (C. Liao et al., 2007; Ø. Sørebo, T.R. Eikebrokk, 2008; S. J. Hong et al., 2006; J. Thong et al. 2006; J. Roca et al., 2006). Di conseguenza:

H10: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *facilità d'uso percepita*.

Altre ricerche indicano che sussiste una relazione positiva tra *perceived ease of use* e *satisfaction* (J. Chen et al., 2009; A.M.N. Islam and M. Mäntymäki, 2011; C. Liao et al., 2007; S.J. Hong et al., 2006; J. Recker, 2010; J. Thong et al., 2006).

Pertanto, si ha che:

H11: il livello di *facilità d'uso percepito* di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *soddisfazione*.

Ad integrazione del modello di Carillo, Scornavacca e Za (2017), vengono considerati: il *quantified self*, il *perceived value* e la *perceived similarity for smartphone*.

Il *quantified self*, come già visto in precedenza è strettamente collegato al fenomeno del *self-tracking* o *self-quantification* in quanto si genera dall'analisi dei risultati

ottenuti attraverso l'auto-tracciamento. Le pratiche di *self-tracking*, pertanto, sono dirette al monitoraggio, alla registrazione, e alla misurazione, di elementi comportamentali e di funzioni corporee di un individuo. Alcuni *self-tracker* semplicemente raccolgono informazioni su sé stessi al fine di registrare alcuni aspetti della loro vita o per identificare alcuni schemi nei loro comportamenti o per scoprire nuovi metodi di misurazione personali interessanti. Altri adottano un approccio più orientato agli obiettivi, cercando di trarre significato dalle informazioni che scelgono di raccogliere e discernere schemi adatti a migliorare alcune caratteristiche come la salute, la forma fisica, il benessere emotivo, le relazioni sociali o la produttività del lavoro (D. Lupton, 2016).

La ricerca "*Quantifying the quantified self: a study on the motivation of patients to track their own health*", (H. Gimpel, K. Nißen e R.A. Görlitz, 2013), ha individuato 5 fattori che determinano la motivazione dell'utente al monitoraggio dell'attività, ossia *self-entertainment*, *self-association*, *self-design*, *self-discipline* e *self-healing*.

La stessa ricerca ha inoltre dimostrato che una maggiore motivazione all'auto-monitoraggio porta gli individui a dedicarsi maggiormente all'attività di *quantified self* e che, inoltre, la motivazione espressa nei diversi fattori è cumulativa.

Di conseguenza, nel presente studio si ipotizza che:

H12: Il livello di *motivazione al self-tracking* influenza positivamente l'intensità di *quantified self*.

Inoltre, in letteratura è stato dimostrato che il *quantified self*, riferito essenzialmente al monitoraggio di alcuni aspetti personali mediante varie metriche, comunemente raccolte attraverso la tecnologia indossabile, è in grado di influenzare i processi decisionali e persino il comportamento degli utenti (M. Sjöklint, 2014).

In questa ricerca si intende proporre che il *quantified-self* tramite smartwatch sia in grado di influenzare il processo decisionale in fase di post-acquisto e quindi, più nel dettaglio, che questa attività abbia un effetto sulla percezione di utilità del dispositivo e sulla *continuance intention to use*.

Alla luce di quanto esplicito, si ipotizza che:

H13: Il livello dell'intensità con cui viene svolto il *quantified self* tramite smartwatch, influenza positivamente il grado di *utilità percepita*.

H14: Il livello dell'intensità con cui viene svolto il *quantified self* tramite smartwatch, influenza positivamente la *continuance intention to use*.

La crescente importanza dell'apparenza nel contesto odierno incentiva gli individui a tenersi in forma e a mantenere delle corrette abitudini al fine di mantenere un buono stato di salute (C. Bouchard, S.N. Blair e W.L. Haskell, 2012).

In questo senso gli smartwatch, possedendo la capacità di riassumere l'attività fisica quotidiana svolta dall'utente, stanno assumendo sempre più le sembianze di un personal trainer digitale che, oltre a quantificare le sessioni di allenamento, fornisce dei programmi personalizzati indicando la giusta strada da seguire al fine di migliorare il proprio stato di forma.

Proprio per il motivo sopracitato, in questa ricerca risulta opportuno considerare un aspetto relativo alla natura del consumatore, che si presume essere strettamente collegato al *quantified self*, proponendo che il cambiamento o l'influenza sul comportamento futuro, derivante dall'auto-quantificazione, sia moderata dall'attitudine attiva o sedentaria dell'individuo.

Più nel dettaglio, si ipotizza che:

H15: l'effetto generato dall'intensità di *quantified self* sulla *continuance intention to use* è influenzato dall'*attitudine attiva o sedentaria* degli utenti.

Come si è potuto evincere nei paragrafi successivi, la *dependency* è definita come una condizione mentale razionale orientata al raggiungimento degli obiettivi, la quale risulta direttamente proporzionale al grado in cui un determinato sistema riesce a soddisfare i bisogni e le aspettative dell'utente. Inoltre, la *dependency* di un consumatore verso un *ubiquitous media system* altera il suo comportamento e le sue percezioni in relazione al sistema preso in considerazione.

Nella presente ricerca si intende proporre che, la dipendenza da un dispositivo multimediale, oltre ad avere un effetto positivo sulla facilità d'uso e l'utilità percepite dal consumatore, generi un'influenza positiva sul valore che egli percepisce.

Il valore percepito può essere definito come la capacità di un prodotto, in base alle sue caratteristiche e alle sue funzionalità, di creare valore per il consumatore, generando

di conseguenza soddisfazione ed engagement nei confronti del prodotto stesso (Y.H. Kim et al., 2013). Pertanto, si ipotizza che:

H16: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *perceived value*.

Alcuni studi dimostrano che la percezione del valore da parte dei consumatori è legata alla loro soddisfazione generale (F.F. Reichheld, 1993; R.B. Woodruff, 1997). Questi studi, inoltre, indicano che esiste una relazione positiva tra il valore percepito dai consumatori e la loro soddisfazione.

A conferma della correttezza a riguardo dell'inserimento del costrutto collegato al valore percepito, in letteratura si sostiene che tale valore e la soddisfazione del consumatore non sono sostituiti l'uno dell'altro ma dovrebbero essere considerati entrambi al fine di osservarne la complementarietà (A. Eggert e W. Ulaga, 2002).

Ciò che si vuole proporre è che un elevato valore percepito, oltre ad aumentare la soddisfazione, sia in grado di influenzare il comportamento futuro degli utenti, traducibile nell'utilizzo continuativo del prodotto.

Pertanto, si ipotizza che:

H17: il livello di *valore percepito* di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *soddisfazione*.

H18: il livello di *valore percepito* di uno smartwatch influenza positivamente la *continuance intention to use*.

Gli smartwatch, a differenza degli smart *wristband*, nella maggior parte dei casi sono appartenenti a brand già affermati nel settore della telefonia mobile attraverso i propri dispositivi smartphone (Apple e Samsung ad esempio) e pertanto risulta possibile considerare lo smartwatch come un'estensione dello smartphone.

In letteratura emerge che il *fit* esistente tra due prodotti è misurato in funzione dei giudizi di similarità, in cui i consumatori confrontano alcuni aspetti comuni ai prodotti *existing* (esistenti) e ai prodotti *expanded* (estensioni).

Per similarità, quindi si intende il grado di somiglianza o congruenza generale tra il prodotto definito come *existing* e il prodotto connotato come *expanded* (D.A. Aaker e K.L. Keller, 1990).

Nella ricerca “*The effect of user experience and perceived similarity of smartphone on acceptance intention for smartwatch*” condotta da S.C. Jeong, J.S. Byun e Y.J. Jeong nel 2016, lo smartwatch viene dipinto come un dispositivo generato da una continua innovazione prodotta a partire dalla tecnologia smartphone; in altre parole, lo smartwatch è considerato un prodotto simile allo smartphone e, allo stesso tempo, più innovativo.

Ricerche più recenti hanno dimostrato che la similarità percepita tra smartwatch e smartphone genera un effetto positivo sull'utilità, sulla facilità d'uso e sull'estetica percepite dai consumatori nei confronti dell'orologio digitale. In particolare, l'influenza maggiore, esercitata dalla similarità, si riflette sulla *perceived usefulness*, definendo che, all'aumentare della percezione di similarità tra i due dispositivi, si verificherà un conseguente incremento dell'utilità percepita dai consumatori, generata dall'utilizzo dello smartwatch (C. Jeong, J.S. Byun e Y.J. Jeong, 2016).

Alla luce di ciò, anche in questa ricerca si ipotizza che:

H19: il livello di *similarità percepita tra smartwatch e smartphone* influenza positivamente il grado di *utilità percepita*.

Inoltre, è definito che la semplicità percepita, a riguardo delle funzionalità e dell'interfaccia dello smartphone, influenza fortemente la soddisfazione degli *user* (J.H. Choi e H.J. Lee, 2012).

Pertanto, assumendo che le *feature* di smartwatch e smartphone sono percepite come simili, si ipotizza che:

H20: il livello di *similarità percepita tra smartwatch e smartphone* influenza positivamente il grado di *soddisfazione*.

Capitolo 3 - I risultati delle analisi e le conclusioni

Nel corso del capitolo precedente è stato presentato il modello concettuale e le conseguenti ipotesi di ricerca che si intendono verificare, sviluppate a partire da alcune tecniche di *text mining* e un'attenta *review* della letteratura relativa al fenomeno in analisi. Pertanto, in questo capitolo verranno trattati: la metodologia di ricerca adottata per condurre lo studio, lo strumento utilizzato per il processo di *data collection*, le scale considerate per la misurazione dei differenti costrutti, alcune analisi preliminari e le tecniche statistiche necessarie per discutere le ipotesi di ricerca. Infine, verranno evidenziate alcune possibili implicazioni manageriali e saranno discussi i limiti dello studio e gli spunti per eventuali ricerche future.

3.1 Metodologia di ricerca

Per ricerca si intende uno studio meticoloso di un particolare fenomeno o problema attraverso metodi scientifici. Pertanto, si tratta di un'indagine sistematica volta a cogliere e a testare la teoria al fine di descrivere, spiegare, prevedere e controllare il fenomeno osservato (E.R. Babbie, 1990). Questa indagine può essere condotta mediante metodi induttivi e deduttivi. I metodi induttivi corrispondono a ricerche di tipo qualitativo, le quali fanno riferimento a metodi non statistici, utili ad ottenere una prima comprensione approfondita del fenomeno considerato (J.A. Maxwell, 2008).

Al contrario, i metodi deduttivi coincidono con le ricerche quantitative che mirano all'analisi dei dati relativi al fenomeno attraverso un approccio computazionale e statistico. Questi studi si pongono il fine di ottenere una comprensione predittiva di un fenomeno in maniera oggettiva e con un maggiore grado di affidabilità, coinvolgendo un campione più ampio, che si traduce in una mole più elevata di dati, utili per ottenere dei risultati più accurati (E.R. Babbie, 1990).

In questo studio è stato selezionato un approccio quantitativo, al fine di testare le ipotesi sviluppate, ricercando le relazioni causa-effetto tra i costrutti considerati. Per il ritrovamento dei dati empirici (dati primari), relativi al concetto in osservazione, è stato utilizzato il questionario, uno strumento in grado di raccogliere le informazioni rilevanti da un campione di persone, permettendo di analizzare i risultati e

generalizzarli ad una popolazione più ampia (R. Sapsford, 2006). Più nello specifico, è stato condotto un questionario online (*e-survey*), il quale permette di raggiungere un elevato numero di rispondenti attraverso smartphone, PC, tablet ecc. servendosi della rete Internet, riducendo, di conseguenza gli sprechi derivanti dall'utilizzo di carta e inchiostro per la stampa. La scelta di questa tipologia di *survey* è stata motivata anche dal contesto affrontato al momento della raccolta dei dati primari, avvenuta tra il mese di aprile ed il mese di maggio del 2020. Il nuovo Coronavirus (Covid-19) ha impattato significativamente il tessuto socioeconomico di molti Paesi, tra cui l'Italia, una delle nazioni che ha maggiormente subito il propagarsi dell'epidemia, registrando un numero molto elevato di contagi. Le misure contenitive e preventive adottate dal governo italiano hanno portato alla limitazione degli spostamenti, possibili solo se motivati da situazioni di necessità, e alla chiusura temporanea di molte attività. L'idea iniziale era di integrare le risposte derivanti dal sondaggio online con alcuni questionari cartacei, somministrati a specifici consumatori nei pressi degli store fisici adibiti alla vendita di smartwatch ma, proprio a causa delle limitazioni imposte, non è stato possibile utilizzare questo metodo di raccolta.

3.2 Variabili e scale di misurazione

La misurazione è il processo di assegnazione di numeri o etichette agli attributi di alcuni oggetti, persone, stati o eventi in accordo con regole specifiche (S. Dalati, 2018). Per la misurazione della quasi totalità dei costrutti presenti all'interno del modello concettuale proposto, sono state utilizzate delle *multi-item scale*, ossia scale di misurazione non comparative dove la dimensione di un oggetto o item risulta indipendente dagli altri. Per ridurre gli errori derivanti dalla misurazione di un costrutto, attraverso diversi item, è opportuno utilizzare uno strumento di misurazione valido e affidabile (G.A. Churchill, 1979). Pertanto, all'interno del questionario, sono state utilizzate scale già validate empiricamente e presenti in letteratura, le quali sono state tradotte in italiano e adattate al contesto della ricerca.

La maggior parte delle variabili è stata misurata attraverso la cosiddetta scala Likert, un esempio di scala ad intervallo, principalmente utilizzata per la misurazione di costrutti o concetti complessi (S. Dalati, 2018). Nelle scale ad intervallo ogni numero ha un significato specifico, un ordine preciso, solitamente crescente, ed è equamente distanziato dal numero precedente e successivo. Gli item di una scala Likert fanno riferimento a differenti affermazioni in base alle quali viene chiesto ai rispondenti di

indicare il grado di accordo o disaccordo utilizzando solitamente 5 o 7 diversi score, dove 1 rappresenta “completamente in disaccordo” e il numero più grande (5 o 7) equivale a “completamente d'accordo”.

Altri costrutti, invece, sono stati misurati attraverso delle scale sempre di tipo Likert ma con struttura bipolare, caratterizzate dalla presenza di due poli di significato opposto, per i quali ai rispondenti viene richiesto di indicare la loro personale posizione tra i due estremi, quella cioè più conforme alla loro opinione.

L'obiettivo del questionario si sintetizza nel ritrovamento delle informazioni utili per testare le ipotesi sviluppate e, proprio per questo motivo, è stato opportuno inserire una domanda che differenziasse i rispondenti possessori di uno smartwatch da coloro che invece non lo possiedono e non lo hanno mai posseduto.

Come già anticipato nel corso del precedente capitolo, l'utilizzo continuativo di un qualsiasi prodotto presuppone che il consumatore lo abbia già acquistato ed utilizzato, pertanto, il questionario presenta una prima domanda tramite la quale viene chiesto ai rispondenti se sono in possesso o se hanno posseduto uno smartwatch e, a seconda della loro risposta (Si/No), verrà automaticamente mostrato un blocco coerente con l'affermazione. Nel caso in cui la risposta sia “No”, verrà chiesto al rispondente se risulta essere intenzionato ad acquistare uno smartwatch in futuro, mostrando una scelta tra “Si” e “No”. Nel caso di risposta negativa, terminerà il questionario; nel caso di risposta positiva invece verrà formulata un'ultima domanda prima della chiusura della *survey*, richiedendo quale funzionalità motiva l'intenzione di acquistare il prodotto, scegliendo tra “Monitoraggio dei risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica svolte” o “Abbinare il dispositivo allo smartphone e svolgere le funzioni direttamente dall'orologio (chiamate, messaggi, mail, riprodurre la musica, consultare le mappe ecc)”. Agli utenti smartwatch saranno invece mostrati i blocchi fondamentali per lo scopo della ricerca, contenenti i costrutti inseriti all'interno del modello concettuale e mostrati sotto forma di scala *multi-item*.

3.2.1 Attitude Active/Sedentary

Seguendo il flusso del questionario, il primo costrutto analizzato è quello relativo all'attitudine dell'utente rispetto all'attività fisica, al fine di cogliere se è possibile definire un preciso rispondente come attivo o sedentario. Per la misurazione di questo atteggiamento, è stata presa in considerazione la definizione formulata dalla *World Health Organization* (WHO) per la quale un individuo, per essere considerato

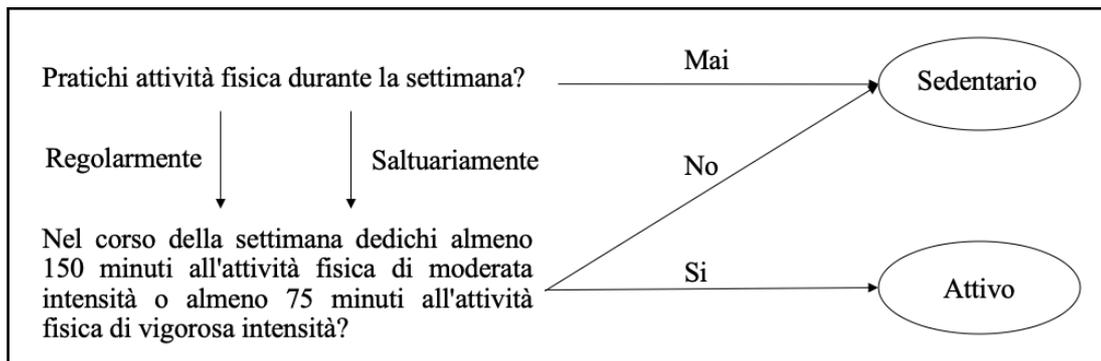
fisicamente attivo, deve effettuare almeno 150 minuti alla settimana di attività fisica aerobica di moderata intensità, o effettuare almeno 75 minuti a settimana di attività fisica aerobica vigorosa. Inoltre, le singole sessioni di allenamento, devono durare almeno 10 minuti (WHO, 2010).

Per attività fisica di moderata intensità si intende un esercizio fisico in grado di aumentare la frequenza cardiaca e determinare una sensazione soggettiva di mancanza di fiato lieve e di riscaldamento. Esempi sono: Jogging (corsa lenta) e Walking (semplice camminata). Per attività fisica di vigorosa intensità, invece, si intende un esercizio fisico in grado di aumentare notevolmente la frequenza cardiaca e determinare una forte sudorazione e fiato corto. Queste attività coincidono principalmente con gli sport individuali e di gruppo (anche la corsa veloce ne è un esempio) (WHO, 2006).

L'*attitudine* è stata misurata attraverso due step visibili in figura 3.1; inizialmente è stato chiesto ai rispondenti se nel corso della settimana sono soliti praticare attività sportiva, attraverso una scala ordinale con 3 categorie (“Regolarmente”, “Saltuariamente” e “Mai”). Nel caso la risposta sia “Mai”, il rispondente è stato automaticamente assegnato alla categoria sedentaria in quanto non praticando attività fisica, non risulterebbe possibile superare una delle due soglie considerate nella definizione ripresa da WHO, 2010.

Nel caso in cui il rispondente dichiara di praticare attività fisica con regolarità o in maniera sporadica, potrà osservare una breve distinzione tra attività fisica moderata e vigorosa e sarà sottoposto ad una scala nominale binomiale (“Si e “No”) che sancisce la distinzione tra utente attivo e sedentario. Pertanto, l’intento di questa misurazione non è riconducibile alla mera comprensione e distinzione tra chi pratica attività e chi non la pratica mai, ma utilizza una soglia prestabilita e funzionale per comprendere chi può effettivamente considerarsi un individuo fisicamente attivo e chi, seppur svolgendo attività fisica, non rispetta i canoni per essere considerato tale. Nel computo degli utenti sedentari, come già anticipato, sono compresi anche i rispondenti che non praticano attività fisica, ossia quelli che hanno risposto “Mai” alla prima domanda e che quindi non hanno osservato la seconda.

Figura 3.1 Attitude Active/Sedentary Scale



3.2.2 Quantified Self

In seguito alla distinzione tra utente attivo e sedentario, il questionario prevede la misurazione dei costrutti relativi al *self-tracking motivation* e alla *quantified self intensity*. Potranno accedere a queste misurazioni i soli rispondenti che hanno dichiarato di svolgere attività fisica in modo regolare o saltuario, indipendentemente se questa attività li porta ad essere persone attive o sedentarie secondo la distinzione di WHO, 2010, al fine di cogliere eventuali differenze in termini di intensità tra le due tipologie di utenti. Altra condizione necessaria per l'osservazione di questi costrutti è affermare di monitorare tramite smartwatch i risultati delle sessioni di allenamento. Nel questionario è stata infatti inserita la domanda: “Utilizzi lo smartwatch per monitorare i risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica che svolgi?”

Vengono pertanto escluse dalla visione delle scale di *self-tracking* e *quantified self* le persone che non svolgono attività fisica e coloro che la praticano ma senza utilizzare lo smartwatch per tracciare i risultati ottenuti.

3.2.2.1 Self-tracking motivation

Si definiscono pratiche di *self-tracking*, tutte le attività dirette al monitoraggio, alla registrazione, e alla misurazione, di elementi comportamentali e di funzioni corporee di un individuo. Queste pratiche si sintetizzano in una raccolta di informazioni su sé stessi al fine di registrare alcuni aspetti della propria vita, per identificare alcuni schemi nei propri comportamenti, per scoprire nuovi metodi di misurazione personali interessanti o per raggiungere obiettivi prefissati in termini di salute, forma fisica, benessere emotivo, relazioni sociali e produttività del lavoro (D. Lupton, 2016).

La scala per la misurazione di questa variabile è stata ripresa dalla ricerca “*Quantifying the quantified self: a study on the motivation of patients to track their own health*”,

(H. Gimpel, K. Nißen e R.A. Görlitz, 2013) ed è stata tradotta e adattata al contesto di riferimento. La stessa ricerca sancisce la presenza di 5 fattori che determinano la motivazione dell'utente al monitoraggio dell'attività, tra cui *self-entertainment*, *self-association*, *self-design*, *self-discipline* e *self-healing*. Nel presente studio sono stati considerati solo 3 dei 5 fattori della scala originaria, ossia *self-entertainment*, *self-association* e *self-design*, poiché ritenuti maggiormente correlati all'obiettivo finale. Più nel dettaglio, il *self-entertainment* contiene la motivazione derivante dalle caratteristiche del dispositivo attraverso il quale avviene il monitoraggio e può essere collegato alle 5 dimensioni sviluppate nello studio "*Can Fitness Trackers Help Diabetic and Obese Users Make and Sustain Lifestyle Changes?*", (M. Randriambelonoro et al., 2017). Queste dimensioni fanno riferimento agli aspetti fondamentali che un dispositivo *wearable* deve possedere per essere in grado di motivare l'utente al monitoraggio, tra i quali si trovano: *playfulness*, *practicality*, *persuasiveness*, *personalization*, e *privacy*. Il secondo fattore considerato nella scala di misurazione è il *self-association*, il quale è riconducibile alla motivazione decretata dagli aspetti correlati alla community di cui l'individuo fa parte. La scelta di questo fattore è stata dettata dalla necessità di cogliere un aspetto in grado di sintetizzare il bisogno di un individuo di essere accettato da persone affini. Come già anticipato nel precedente capitolo, nel mondo odierno l'estetica risulta un concetto fondamentale e in grado di influenzare i comportamenti delle persone e, in questo senso, la consapevolezza di dover svolgere attività fisica per risultare migliori agli occhi degli altri, ha un peso specifico importante. L'ultimo fattore considerato è il *self-design*, riferito alla motivazione derivante dalla possibilità di migliorarsi (*self-optimization*), cercando di cogliere la motivazione intrinseca derivante dal compiacimento che si genera ad esempio dalla visualizzazione dei progressi ottenuti.

I fattori non considerati all'interno del costrutto, *self-discipline* e *self-healing*, sono correlati ad aspetti principalmente associabili al mondo sanitario in senso stretto; difatti fanno rispettivamente riferimento alla motivazione derivante da premi o penalità ricevuti in relazione agli obiettivi che un paziente deve raggiungere per migliorare il proprio stato di salute, e dalla fiducia nel sistema sanitario.

La scala risultante, visibile in figura 3.2, contiene 14 item, relativi alle 3 dimensioni considerate, per i quali è stato chiesto ai rispondenti di indicare in che misura si trovino d'accordo con le relative affermazioni, selezionando un punteggio da 1 a 5 mediante una scala Likert, dove 1 rappresenta "completamente in disaccordo", 2 "leggermente

in disaccordo”, 3 “né in disaccordo né d’accordo”, 4 “leggermente d’accordo” e 5 “completamente d’accordo”.

Figura 3.2 Self-tracking motivation scale

<i>I'm self-tracking because...</i>	<i>Monitoro i risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica perché...</i>
Self-entertainment: <ul style="list-style-type: none"> • I enjoy getting lost totally in self-tracking activities • I like playing around with numbers/statistics etc • I like playing around with my smartphone/technical device etc • I enjoy forgetting about time while doing so • It is fun and entertaining 	<ul style="list-style-type: none"> • Mi piace dedicarmi totalmente nelle attività di auto-monitoraggio • Mi piace maneggiare numeri, statistiche ecc • Mi piace maneggiare il mio smartwatch • Mi piace impegnare il mio tempo in questo modo • È divertente e mi intrattiene
Self-association <ul style="list-style-type: none"> • I want to help/inspire others • The way I'm doing it is interesting for others/might help others • I want to compare my results to others • I want to present myself to others 	<ul style="list-style-type: none"> • Voglio aiutare / ispirare gli altri • Il modo in cui svolgo questa attività è interessante per gli altri / potrebbe aiutare gli altri • Voglio confrontare i miei risultati con gli altri • Voglio farmi conoscere dagli altri
Self-design <ul style="list-style-type: none"> • I want to control what I'm doing with my life • I try to manipulate certain aspects in my life • I enjoy being my own master • I'm interested in how certain things in (my) life interact • It helps me to optimize the way I'm living 	<ul style="list-style-type: none"> • Voglio avere il controllo di cosa faccio nella mia vita • Cerco di manipolare alcuni aspetti della mia vita • Mi piace essere padrone di me stesso • Sono interessato a come determinate cose influenzano la (mia) vita • Mi aiuta ad ottimizzare il modo in cui vivo
Fonte: H. Gimpel, K. Nißen e R.A. Görlitz, 2013	

3.2.2.2 Quantified Self Intensity

Il *quantified self* è inteso come un'autovalutazione attraverso test e confronti generata a partire dai dati risultanti dall'attività di monitoraggio (M. Sjöklint, 2014).

Pertanto, risulta strettamente correlato e conseguente al concetto sopracitato, ossia il *self-tracking*. Nella ricerca "*Quantifying the quantified self: a study on the motivation of patients to track their own health*", (H. Gimpel, K. Nißen e R.A. Görlitz, 2013), già ampiamente analizzata, gli autori hanno proposto che la motivazione dell'utente influenzi l'intensità di monitoraggio dei dati. L'intensità, secondo gli autori, coincide con il tempo dedicato alla pratica di autovalutazione ed è quindi stata misurata attraverso campi di testo vuoti, in cui si richiedeva di inserire il numero di ore al giorno dedicate a tale attività. In questo studio, al fine di rendere il sondaggio meno impegnativo per il soggetto rispondente, è stato scelto di misurare questo costrutto attraverso una scala ordinale, che permettesse di fornire una risposta più immediata, con sforzo minore ma comunque funzionale allo scopo prefissato. Pertanto, la scala

ordinale, visibile in figura 3.3, è composta da due item: il primo, “Solo qualche volta che svolgo attività fisica”, fa riferimento ad una lieve dedizione e quindi ad una bassa intensità attraverso la quale si svolge il processo di autovalutazione tramite smartwatch; il secondo item, “Ogni volta che svolgo attività fisica”, rappresenta, invece, un’intensità di autovalutazione elevata (alta intensità). Da un punto di vista puramente accademico sarebbe stato corretto inserire una risposta attraverso la quale i rispondenti potessero affermare di non effettuare, in nessuna sessione, l’attività di auto-quantificazione ma, si ricordi, che questo aspetto è già stato analizzato precedentemente chiedendo ai rispondenti se, durante le sessioni di attività fisica, questi facessero uso dello smartwatch per rilevare informazioni derivanti dallo sforzo compiuto. Si può quindi ammettere che, le risposte negative a quest’ultima domanda, rappresentino la terza condizione della scala ordinale riferita al *quantified-self*.

Figura 3.3 Quantified Self Intensity Scale

Con che frequenza utilizzi lo smartwatch per monitorare i risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica?
<ul style="list-style-type: none">• Solo qualche volta che svolgo attività fisica• Ogni volta che svolgo attività fisica

3.2.3 Dependency

In seguito ai costrutti *attitude active/sedentary*, *self-tracking* e *quantified self*, si presentano le ulteriori scale adottate per la misurazione delle restanti variabili del modello concettuale; prima tra queste è la variabile *dependency*. Per cogliere i diversi aspetti dei primi 3 costrutti è stato necessario operare attraverso varie diramazioni del sondaggio, al fine di non somministrare un questionario confusionario che non si adattasse alle diverse categorie di rispondenti. Dal costrutto della *dependency*, invece, la *survey* diventa più omogenea e le domande somministrate non cambiano in base alle risposte fornite. Concentrando l’attenzione sulla dipendenza da un dispositivo multimediale, questa può essere definita come il grado di dipendenza di un utente dal suo dispositivo multimediale per il raggiungimento dei propri obiettivi personali. Inoltre, la *dependency*, in questo ambito, è uno stato razionale attivato in modo cosciente e orientato allo scopo prefissato e quindi ben diversa dalla dipendenza patologica. (S.J. Ball-Rokeach e M.L. DeFleur, 1976; A.E. Grant et al., 1991). La scala utilizzata per la misurazione del costrutto (figura 3.4) è stata ripresa dal paper di Carillo, Scornavacca e Za, presentato nel 2017, traducendo gli item e adattandoli al

contesto di riferimento. La scala contiene 18 item, 3 per ognuna delle 6 dimensioni considerate: *Self-understanding*, *Social understanding*, *Interaction orientation*, *Action orientation*, *Solitary play* e *Social play*. Nel sondaggio è stato chiesto ai rispondenti di indicare in che misura essi sono d'accordo con le relative affermazioni, selezionando un punteggio da 1 a 5 su una scala Likert, dove 1 rappresenta "completamente in disaccordo" e 5 "completamente d'accordo".

Figura 3.4 Dependency scale

<i>In your daily life, how useful/helpful is your smartphone to:</i>	<i>Nella tua quotidianità quanto pensi sia utile/d'aiuto il tuo smartwatch per:</i>
Social-understanding: <ul style="list-style-type: none"> Stay on top of what is happening in the community Find out how the country is doing Keep up with world events 	<ul style="list-style-type: none"> Tenersi informato su ciò che accade alle persone di tua conoscenza Scoprire ciò che accade nel tuo paese Tenersi informato su ciò che succede nel mondo
Action orientation <ul style="list-style-type: none"> Decide where to go for services such as health, financial, or household Figure out what to buy Plan where to go for evening and weekend activities 	<ul style="list-style-type: none"> Decidere a chi rivolgersi per la fruizione di servizi sanitari, finanziari o relativi all'ambiente domestico Decidere cosa comprare Pianificare dove andare per passare la serata o il fine settimana
Interaction orientation <ul style="list-style-type: none"> Discover better ways to communicate with others Think about how to act with friends, relatives, or people you work with Get ideas about how to approach others in important or difficult situations 	<ul style="list-style-type: none"> Scoprire il miglior modo per comunicare con gli altri Pensare a come comportarsi con gli amici, parenti o persone con cui lavori Ottenere idee su come rivolgersi agli altri in situazioni importanti o difficili
Solitary play <ul style="list-style-type: none"> Unwind after a hard day or week Relax when you are by yourself Have something to do when nobody else is around 	<ul style="list-style-type: none"> Distrarsi dopo una giornata o settimana pesante Rilassarsi quando si è da soli Avere qualcosa da fare quando attorno non c'è nessuno
Social play <ul style="list-style-type: none"> Give you something to do with your friends Have fun with family or friends Be a part of events you enjoy without having to be there 	<ul style="list-style-type: none"> Avere qualcosa da fare insieme ai tuoi amici Divertirsi con familiari o amici Partecipare ad eventi che ti interessano senza essere fisicamente presenti
Self-understanding <ul style="list-style-type: none"> Gain insight into why you do some of the things you do Imagine what you will be like when you grow older Observe how others cope with problems or situations like yours 	<ul style="list-style-type: none"> Comprendere meglio il motivo che ti spinge a fare alcune delle cose che fai Pensare a come diventerai con il passare degli anni Vedere come gli altri affrontano problemi o situazioni simili a quelle che hai affrontato
<p>Fonte: S. J. Ball-Rokeach, 1985; A.E. Grant, K.K. Guthrie e S.J. Ball-Rokeach, 1991; K.D.A. Carillo, S. Scornavacca e E. Za, 2017</p>	

3.2.4 Confirmation

Seguendo l'andamento della *survey*, dopo la scala *multi-item* relativa alla *dependency*, si presenta il costrutto della *confirmation*. La *confirmation* (o *disconfirmation*) fa riferimento al risultato del confronto tra le aspettative, riguardanti un determinato bene o servizio in fase di pre-acquisto, e le performance dello stesso, dopo che il consumatore ne abbia effettuato un primo utilizzo. Se la percezione delle performance del prodotto o servizio sarà equivalente o maggiormente positiva alle aspettative iniziali, nel consumatore si avrà un effetto di *confirmation*, al contrario, nel caso di discrepanza negativa tra performance e aspettative, si otterrà una *disconfirmation* (A. Bhattacharjee, 2001). La scala utilizzata per la misurazione del costrutto, mostrata in figura 3.5, è stata ripresa dallo studio di K.D.A. Carrillo et al. (2017), originariamente utilizzata da A. Bhattacharjee (2001) per lo sviluppo del modello *IS continuance intention*. La scala contiene 3 item, tradotti ed adattati al contesto di riferimento e, come per la *dependency*, è stato chiesto ai rispondenti di indicare il grado di accordo con essi, indicando un punteggio da 1 a 5 (completamente in disaccordo/completamente d'accordo).

Figura 3.5 Confirmation scale

My experience with using my smartphone was better than what I expected	L'esperienza di utilizzo che ho con il mio smartwatch è migliore di quanto mi aspettassi
The capabilities/functionalities provided by my smartphone were better than what I expected	Le funzionalità fornite dal mio smartwatch sono migliori di quanto mi aspettassi
Overall, most of my expectations from using my smartphone were confirmed	Nel complesso, tutto ciò che speravo potessi fare con il mio smartwatch è stato confermato
<i>Fonte:</i> A. Bhattacharjee, 2001; K.D.A. Carillo, S. Scornavacca e E. Za, 2017	

3.2.5 Perceived Usefulness

Successiva variabile considerata è l'utilità percepita, definita come il grado in cui una persona crede che l'uso di un particolare dispositivo possa migliorare le sue prestazioni lavorative (F.D. Davis, 1989). Per la misurazione del costrutto, è stata utilizzata una scala composta da 4 item (figura 3.6) presente nel paper di K.D.A. Carillo et al. (2017), ripresa dalla ricerca condotta da A. Bhattacharjee nel 2001.

Figura 3.6 Perceived Usefulness Scale

<i>Using my smartphone in my daily life...</i>	<i>Usare lo smartwatch nella vita quotidiana...</i>
Improves my overall performance	Migliora in generale le mie prestazioni

Increases my overall productivity	Aumenta la mia produttività complessiva
Enhances my overall effectiveness	Migliora la mia efficacia complessiva
Is useful	Risulta utile
<i>Fonte:</i> A. Bhattacharjee, 2001; K.D.A. Carillo, S. Scornavacca e E. Za, 2017	

3.2.6 Perceived Ease of Use

La facilità d'uso percepita esprime il grado in cui un individuo crede che l'utilizzo di un particolare sistema risulti essere privo di sforzo (F.D. Davis, 1989). Per la misurazione della variabile è stata utilizzata la scala presente nello studio di K.D.A. Carillo et al. (2017) e ripresa dalla ricerca condotta da F.D. Davis nel 1989. A differenza dei precedenti costrutti, la *perceived ease of use*, è stata misurata attraverso una scala Likert bipolare, per la quale al rispondente è stato chiesto di indicare la sua posizione riguardo due estremi lessicalmente opposti per 6 diversi item (figura 3.7).

Figura 3.7 Perceived Ease of Use Scale

<i>Overall, I feel that my smartphone is...</i>	<i>Nel complesso, penso che il mio smartwatch sia...</i>
Easy to learn/Difficult to learn	Difficile da imparare ad utilizzare/Facile da imparare ad utilizzare
Easy to manipulate/Difficult to manipulate	Difficile da maneggiare/Facile da maneggiare
Clear to interact/Obscure to interact	Ha un'interazione poco chiara/ Ha un'interazione molto chiara
Flexible to interact with/Rigid to interact with	L'interazione non è per nulla flessibile (personalizzabile)/L'interazione è molto flessibile (personalizzabile)
Very usable/Very cumbersome	Difficile da usare/Facile da usare
Easy to master/Difficult to master	Difficile da padroneggiare/Facile da padroneggiare
<i>Fonte:</i> F.D. Davis, 1989; K.D.A. Carillo, S. Scornavacca e E. Za, 2017	

3.2.7 Satisfaction

La soddisfazione di un consumatore, secondo il modello ECT, dipende dal grado di *confirmation* (o *disconfirmation*) derivante da uguaglianza o discrepanza tra performance percepita e aspettative iniziali a riguardo di un prodotto o servizio (R.L Oliver, 1980). Come per la variabile *perceived ease of use*, anche la *satisfaction* è stata misurata attraverso una scala bipolare (figura 3.8), la quale, in questo caso, è composta da 4 item ripresi dalla ricerca di K.D.A. Carillo et al. (2017).

Figura 3.8 Satisfaction Scale

<i>How do you feel about your overall experience using your smartphone:</i>	<i>Come ti senti rispetto alla tua esperienza complessiva di utilizzo del tuo smartwatch?</i>
Very dissatisfied/Very satisfied	Molto insoddisfatto/Molto soddisfatto
Very displeased/Very pleased	Molto deluso/Molto compiaciuto
Very frustrated/Very contented	Molto frustrato/Molto appagato
Absolutely terrible/Absolutely delighted	Assolutamente scontento/Assolutamente contento
<i>Fonte: K.D.A. Carillo, S. Scornavacca e E. Za, 2017</i>	

3.2.8 Perceived Similarity for Smartphone

Altro costrutto considerato è la similarità percepita tra smartphone e smartwatch. In generale, per *perceived similarity* si intende il grado percepito di somiglianza o congruenza generale tra il prodotto definito come *existing* e il prodotto connotato come *expanded* (A.D. Aaker e K.L. Keller, 1990). Nel caso in analisi, risulta facile dedurre che il prodotto *existing* sia lo smartphone e il prodotto *expanded* coincida con lo smartwatch. Questa percezione è riconducibile ad alcuni fattori che i consumatori valutano come simili tra due o più prodotti che, più precisamente, fanno riferimento alle esigenze che soddisfano, alle situazioni in cui vengono utilizzati, alle caratteristiche fisiche o componenti e alle competenze necessarie per produrli (D.C. Smith e C.W Park., 1992). Per la misurazione del costrutto è stata utilizzata una scala a 5 punti Likert (figura 3.9), dove 1 rappresenta “completamente in disaccordo” e 5 “completamente d’accordo”. La *multi-item scale* è stata ripresa dallo studio condotto da D.C. Smith et al. nel 1992 e presenta 4 diversi item che sono stati tradotti e riadattati al contesto della presente ricerca.

Figura 3.9 Perceived Similarity for Smartphone

<i>Tell me how similar you believe fragrances are to each of the products listed in terms of the following characteristics:</i>	<i>Quanto reputi che lo smartwatch sia simile allo smartphone in termini di...</i>
Needs they satisfy	Bisogni che è in grado di soddisfare
Major component parts /features	Funzionalità principali e caratteristiche
Manufacturing skills	Risorse utilizzate per la produzione
Usage situations	Situazioni di utilizzo
<i>Fonte: D.C. Smith e C. W Park, 1992</i>	

3.2.9 Perceived Value

Il valore percepito rappresenta la capacità del prodotto, in base alle caratteristiche e alle funzionalità possedute, di creare valore per il consumatore, generando di conseguenza soddisfazione ed engagement nei confronti del prodotto stesso. Questo si traduce in uno stato di soddisfazione che genera un forte grado di coinvolgimento (Y.H. Kim et al., 2013). Per la misurazione del costrutto è stata ripresa la ricerca condotta da J.C. Sweeney et al., nel 2001, nella quale, gli autori, hanno condotto l'intero processo di creazione e validazione della scala. Inizialmente composta da 24 elementi, la scala è stata ridotta a 19 item in seguito all'esecuzione della *factor analysis*, dalla quale è inoltre emersa l'appartenenza di questi a 4 diverse categorie di valore: *Quality*, *Emotional*, *Price* e *Social*.

Nella presente ricerca sono stati utilizzati tutti gli item originari, traducendoli e riadattandoli all'ambito di riferimento anche dal punto di vista del tempo verbale utilizzato (figura 3.10). Per le 19 affermazioni è stato chiesto ai rispondenti di esprimere il loro grado di accordo attraverso una scala a 5 punti Likert (1 "completamente in disaccordo/5 "completamente d'accordo")

Figura 3.10 Perceived Value Scale

	<i>Secondo la mia esperienza d'uso, lo smartwatch:</i>
Quality: <ul style="list-style-type: none"> • Has consistent quality • Is well made • Has an acceptable standard of quality • Has poor workmanship • Would not last a long time • Would perform consistently 	<ul style="list-style-type: none"> • Ha una qualità costante nel tempo • Risulta ben fatto • Ha uno standard accettabile di qualità • Risulta di scarsa fattura in termini di risorse utilizzate per la produzione • Non ha una lunga durata • Ha una performance costante
Emotional <ul style="list-style-type: none"> • Is one that I would enjoy • Would make me want to use it • Is one that I would feel relaxed about using • Would make me feel good • Would give me pleasure 	<ul style="list-style-type: none"> • È un prodotto che mi piace utilizzare • È un prodotto che mi invoglia a continuare ad utilizzarlo • È un prodotto che mi rilassa quando lo utilizzo • È un prodotto che mi fa sentire bene quando lo utilizzo • È un prodotto che mi reca piacere
Price <ul style="list-style-type: none"> • Is reasonably priced • Offers value for money • Is a good product for the price • Would be economical 	<ul style="list-style-type: none"> • Ha un prezzo ragionevole • Offre un buon rapporto qualità-prezzo • Risulta essere un buon prodotto considerando il prezzo • Risulta economico
Social <ul style="list-style-type: none"> • Would help me to feel acceptable • Would improve the way I am perceived • Would make a good impression on other people 	<ul style="list-style-type: none"> • Mi aiuta a sentirmi accettato dagli altri • Migliora il modo in cui sono percepito • Fornisce una buona impressione alle altre persone

• Would give Its owner social approval	• Fornisce l'approvazione sociale al suo proprietario
<i>Fonte:</i> J.C. Sweeney e G.N. Soutar, 2001	

3.2.10 Continuance Intention to Use

Ultimo costrutto mostrato nel questionario è quello della *continuance intention to use* o *continuance intention*, riferita all'intenzione da parte del consumatore di continuare ad utilizzare un prodotto o un servizio, che, nel caso in analisi, coincide con lo smartwatch. Per la misurazione della variabile sono stati utilizzati i 3 item del paper di K.D.A. Carillo et al., 2017, i quali sono stati tradotti e adattati al contesto della ricerca (figura 3.11). Sulla base delle 3 affermazioni è stato chiesto ai rispondenti di indicare il loro grado di accordo, selezionando un punteggio da 1 a 5 dove 1 indica “completamente in disaccordo” e 5 “completamente d'accordo”.

Figura 3.11 Continuance Intention to Use Scale

I intend to continue using my smartphone rather than discontinue using it	Intendo continuare ad utilizzare il mio smartwatch piuttosto che smettere di farlo
If I could, I would like to discontinue using my smartphone	Se potessi, mi piacerebbe smettere di usare il mio smartwatch
My intentions are to continue using my smartphone than to use any alternative devices	Intendo continuare ad usare il mio smartwatch piuttosto che altri dispositivi
<i>Fonte:</i> A. Bhattacharjee, 2001; K, D. A. Carillo, S. Scornavacca e E. Za, 2017	

3.3. Data Collection

Come già anticipato all'inizio del presente capitolo, per testare le ipotesi di ricerca formulate, è stato selezionato un approccio quantitativo. Pertanto, il processo di *data collection* è stato condotto attraverso il questionario, il quale permette di raccogliere le informazioni rilevanti da un campione di persone, e consente di analizzare i risultati generalizzandoli ad una popolazione più ampia (R. Sapsford, 2006). Più nello specifico è stata sviluppata una *online survey*, che differisce dal metodo tradizionale a causa della tipologia di distribuzione, la quale, in questo caso, avviene attraverso Internet. Il sondaggio online, grazie allo sviluppo della rete Internet, è diventato il metodo più utilizzato per la raccolta di dati primari, in quanto permette di raggiungere un'*audience* più elevata con il minimo sforzo (E.A. Buchanan e E.E. Hvizdak, 2009). Oltre al vantaggio in termini di *effort* per la selezione del campione, l'*online survey* presenta un tasso di risposta molto più elevato rispetto ai mezzi tradizionali *one-to-*

one e risulta essere un metodo più preciso, poiché permette di ridurre l'errore umano attraverso risposte che avvengono mediante la selezione di semplici pulsanti su dispositivi tecnologici. Questa tipologia di metodo di raccolta, inoltre, consente allo stesso tempo una maggiore facilità di partecipazione e un aumento dell'onestà nelle risposte; questo perché gli intervistati possono dedicarsi alla compilazione in un orario e in un luogo a loro più congeniali e, non trovandosi di fronte all'intervistatore, non hanno il timore di esprimere alcuni pareri particolari, spesso anche rassicurati dal fatto che il questionario rimarrà in forma anonima (K.B. Wright, 2005).

Per le ricerche quantitative, la raccolta dei dati è un momento cruciale, in cui gioca un ruolo fondamentale la selezione del campione, il quale deve essere in grado di rappresentare una popolazione più ampia, ossia la popolazione di riferimento dello studio. In primo luogo, risulta necessario definire con attenzione la dimensione del campione, ossia l'*audience* e quindi il numero di persone che si intende intervistare. Una dimensione inadeguata del campione può presentare seri problemi nell'analisi dei dati per la verifica delle ipotesi, specialmente laddove vengono utilizzate tecniche di regressione (J.F. Hair et al., 1995), esattamente come nel caso di questa ricerca.

In seguito, occorre definire il metodo di campionamento per selezionare le persone da sottoporre al questionario. Esistono due tipologie di campionamento:

- Campionamento probabilistico, in cui ogni individuo di una popolazione ha le stesse possibilità di essere selezionato;
- Campionamento non probabilistico, in cui i rispondenti vengono selezionati a discrezione dell'intervistatore.

Per lo scopo della presente ricerca, che coincide con il testare le ipotesi generalizzando i risultati alla popolazione di riferimento, è stato utilizzato un *probability sampling methods*, più adatto a ricerche di natura conclusiva.

Entrando nel dettaglio dello studio, il questionario è stato distribuito attraverso diversi canali online, tra cui social network, forum e blog, ricercando community prevalentemente dedicate ai dispositivi tecnologici, raccogliendo 545 risposte.

Dato il numero elevato di variabili da misurare, il questionario è risultato abbastanza lungo in termini di durata, pertanto, 230 dei 545 rispondenti non hanno concluso il questionario. Delle 315 risposte rimanenti, non sono state considerate le 99 relative ai rispondenti non possessori di smartwatch, in quanto non hanno osservato la porzione di questionario funzionale all'obiettivo della ricerca. Le risposte fondamentali, pertanto, sono le 216 restanti, le quali contengono le informazioni necessarie per il test

delle ipotesi poiché provenienti da persone che possiedono o hanno posseduto uno smartwatch.

3.3.1 Il campione degli utenti smartwatch

Per il campione comprendente i rispondenti che hanno dichiarato di possedere o di aver posseduto uno smartwatch sono state evidenziate alcune informazioni demografiche, visibili in figura 3.12. Dal punto di vista del genere, il campione risulta non propriamente equilibrato, difatti la netta maggioranza è composta da persone di sesso maschile, precisamente il 73% dei 216 casi totali.

In relazione al titolo di studio si può osservare che la maggior parte dell'*audience* (126 su 216) ha conseguito un diploma universitario. Il 29,2% dei 216 rispondenti ha ottenuto una laurea triennale, il 26,4% una laurea magistrale e il 2,8% un dottorato di ricerca. Suddividendo però i titoli di studio, la categoria più frequente diventa quella relativa ai rispondenti che hanno conseguito un diploma di istruzione liceale, di istruzione tecnica o di istruzione professionale, con 74 casi su 216 (34,3%).

Ultima informazione demografica raccolta è quella relativa all'età dei rispondenti, sempre dalla medesima figura (3.11), si può notare che il valore medio risulta pari a 34,77 e la deviazione standard uguale a 11,632. Pertanto, si può affermare che il campione sia abbastanza giovane e che la maggior parte delle persone abbia un'età compresa tra i 23 e i 45 anni.

Figura 3.12 statistiche descrittive del campione utenti smartwatch

<i>Informazione</i>	<i>Categoria</i>	<i>Percentuale</i>
Genere	Maschio: 158 Femmina: 58 Totale: 216	Maschio: 73,1% Femmina: 26,9% Totale 100%
Titolo di Studio	Inferiore al diploma: 16 Diploma: 74 Laurea triennale: 63 Laurea magistrale: 57 Dottorato: 6 Totale: 216	Inferiore al diploma: 7,4% Diploma: 34,3% Laurea triennale: 29,2% Laurea magistrale: 26,4% Dottorato: 2,8% Totale: 100%

<i>Informazione</i>	<i>Min</i>	<i>Max</i>	<i>Media</i>	<i>SD</i>
Età	19	66	34,77	11,632

Altra informazione raccolta per il campione degli utenti smartwatch è la funzionalità del dispositivo che questi utilizzano maggiormente. Come si può notare dalla figura

3.13, l'attività principale, svolta dai rispondenti con il proprio orologio digitale, è quella relativa al monitoraggio dei risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica, la quale presenta una frequenza di apparizione pari a 121 su 216 casi totali e una conseguente frequenza percentuale pari a 56,02%.

Figura 3.13 Funzionalità utilizzata maggiormente dagli utenti smartwatch

<i>Informazione</i>	<i>Categoria</i>	<i>Percentuale</i>
Funzionalità	<ul style="list-style-type: none"> • Monitoraggio dei risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica: 121 • Effettuare e ricevere chiamate e inviare messaggi e-mail: 66 • Riprodurre la musica: 8 • Consultare le mappe e ricevere indicazioni stradali: 3 • Altro: 18 • Totale: 216 	<ul style="list-style-type: none"> • Monitoraggio dei risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica: 56,8% • Effettuare e ricevere chiamate e inviare messaggi e mail: 30,7% • Riprodurre la musica: 3,7% • Consultare le mappe e ricevere indicazioni stradali: 1,4% • Altro: 8,4% • Totale: 100%

Dei 18 rispondenti che hanno indicato come risposta “altro”, la maggior parte di questi ha specificato nel box di testo di utilizzare principalmente il proprio dispositivo per osservare le notifiche provenienti dai social media.

3.3.2 Informazioni sui rispondenti non utilizzatori di smartwatch

Come detto in precedenza, hanno partecipato al questionario anche 99 persone che hanno dichiarato di non aver mai posseduto, e quindi di non possedere tutt'ora uno smartwatch. Per non chiudere bruscamente il questionario sono state mostrate loro alcune semplici domande principalmente riferite all'intenzione di acquisto, prescindendo dall'utilizzo di scale prevalidate e ovviamente senza la presunzione di trarre informazioni statisticamente significative. Come si può notare dalla figura 3.14, Alla domanda: “Intendi acquistare uno smartwatch in futuro?” 48 persone hanno risposto di essere intenzionati mentre i restanti 51 hanno affermato il contrario, determinando un equilibrio quasi perfetto tra le due categorie.

Ai 48 rispondenti che hanno dichiarato di voler acquistare uno smartwatch è stato inoltre chiesto quale funzionalità motiva principalmente l'intenzione d'acquisto, i cui risultati sono visibili sempre in figura 3.14

Figura 3.14 informazioni sull'intenzione di acquisto

<i>Informazione</i>	<i>Categoria</i>	<i>Percentuale</i>
Intenzione d'acquisto	Si: 48 No: 51 Totale: 99	Si: 48,5% No: 51,5% Totale: 100%
Funzionalità	<ul style="list-style-type: none"> • Monitoraggio dei risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica svolte: 17 • Abbinare il dispositivo allo smartphone per svolgere le funzioni direttamente dall'orologio: 31 • Totale: 99 	<ul style="list-style-type: none"> • Monitoraggio dei risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica svolte: 35,4% • Abbinare il dispositivo allo smartphone per svolgere le funzioni direttamente dall'orologio: 64,6% • Totale: 100%

3.4 Analisi preliminari: Affidabilità e Correlazione

Prima di testare le ipotesi di ricerca attraverso alcune tecniche statistiche volte a definire l'esistenza di una relazione causa-effetto tra i costrutti, sono state condotte alcune analisi preliminari. Nei prossimi paragrafi saranno trattate la validità e l'affidabilità delle scale utilizzate per definire i costrutti, necessarie al fine di valutare la bontà delle misurazioni, e sarà inoltre osservata la correlazione tra le diverse variabili, per identificare la presenza, l'intensità e la direzione delle associazioni per ottenere un primo indizio sull'esistenza delle relazioni causali. Sarà inoltre condotto un primo test-t volto a verificare la fattibilità delle ipotesi H13 e H14 relative all'intensità di *quantified self*.

3.4.1 Validità e Affidabilità

La quasi totalità delle scale, utilizzate per la misurazione delle variabili inserite nel modello concettuale, possiede una struttura *multi-item*, solitamente, utilizzata per la misurazione di un concetto astratto che richiede più fattori o item per la sua determinazione. Per queste tipologie di scale di misurazione è necessario valutare l'affidabilità e la validità (N. Golafshani, 2003). Affidabilità e validità, chiamate congiuntamente le *psychometric properties* delle scale di misurazione, sono i parametri di base rispetto ai quali sono valutate l'adeguatezza e l'accuratezza delle misurazioni nella ricerca scientifica. Ogni misurazione può essere espressa da una funzione comprendente 3 componenti:

$$Y = X_T + X_S + X_R$$

Dove Y rappresenta il risultato ottenuto, X_T il risultato ideale e $X_S + X_R$ definisce l'errore totale. Più precisamente, X_S equivale al *systematic error*, ossia l'errore derivante dalla

validità della misurazione e X_R equivale al *random error* derivante dall'affidabilità della scala (N. Golafshani, 2003).

Per validità si intende il grado in cui la scala misuri effettivamente il costrutto che si intende misurare e questa si divide in: validità di contenuto, validità di criterio e validità di costrutto. La validità di contenuto (validità di facciata) osserva se la scala è una misura sensata del concetto che si intende misurare, la validità di criterio verifica la performance della scala di misurazione in relazione con altre variabili selezionate come criteri significativi e, infine, la validità di costrutto verifica se i fattori misurano effettivamente il costrutto d'interesse (E.E. Cureton, 1965).

Per indagare la validità di costrutto occorre considerare 3 differenti aspetti:

- Validità convergente la quale verifica la correlazione della scala con altre misure dello stesso costrutto;
- Validità discriminante che valuta la correlazione della scala con altri costrutti dai quali dovrebbe differire;
- Validità nomologica la quale osserva la correlazione della scala con misure di costrutti diversi ma che si prevede possano essere correlate.

La validità di una scala di misurazione può essere osservata attraverso la *factor analysis*, una tecnica statistica che osserva la variabilità di un set di elementi osservati, al fine di identificarne la correlazione e determinarne l'appartenenza ad un numero potenzialmente inferiore di variabili non osservate (latenti), chiamate fattori.

L'idea alla base della *factor analysis* è che se due item sono altamente correlati, questi rappresentano lo stesso fenomeno e pertanto rientrano all'interno di un unico fattore.

Di conseguenza si avrà che un determinato fattore conterrà item tra loro correlati che saranno invece indipendenti (non correlati) ad altri item di altri fattori.

Gli item pertanto, compongono la varianza del fattore e quindi possono essere utilizzati per misurare il fattore stesso (D.N. Jackson, 1969). Per la misurazione dei costrutti presenti all'interno del modello concettuale sono state utilizzate scale di misurazione già presenti in letteratura e validate empiricamente, pertanto non risulta necessario effettuare ulteriori analisi volte a definirne nuovamente la validità.

Se con la validità si osserva se le scale, attraverso i singoli item, misurino effettivamente il costrutto non osservabile che si vuole misurare, con l'affidabilità si cerca di comprendere se la scala, e quindi gli item, misurano il costrutto in modo coerente e preciso. L'affidabilità può essere definita quindi come un'analisi della coerenza complessiva di una misurazione, tale per cui, una scala è affidabile, se

produce risultati simili in condizioni simili (N.K. Malhotra, D.F. Birks e P. Wills, 2012). Per determinare l'affidabilità di una scala occorre valutare la sua consistenza interna (*internal consistency reliability*) e l'indicatore più diffuso per questa tipologia di analisi è il *Cronbach's alpha*, un coefficiente che varia da 0 a 1, dove il valore soglia di 0.6 suggerisce un'affidabilità del 60%, ritenuta accettabile.

In generale, l'*internal consistency reliability* fa riferimento alla coerenza degli item che compongono la scala, valutabile osservando se questi riflettano effettivamente lo stesso concetto e che quindi siano tra loro correlati. Un approccio per osservare l'associazione tra gli elementi è lo *split-half correlation*, che osserva la correlazione tra gli item suddividendoli in due insiemi distinti. Per ognuno dei due *subset* viene osservata la correlazione tra tutte le coppie di elementi, per poi derivarne la correlazione media. La valutazione dell'affidabilità si sintetizza nel valutare l'esistenza dell'associazione tra le due correlazioni medie dei due insiemi. In questo senso opera il *Cronbach's alpha*, che concettualmente osserva la correlazione tra le medie delle correlazioni derivanti da tutti i possibili *half-splitting* per un insieme di elementi (N.K. Malhotra, D.F. Birks e P. Wills, 2012).

Come è stato chiarito precedentemente, le scale *multi-item* utilizzate sono già state testate e validate in letteratura, pertanto è possibile assumere che siano delle misurazioni valide dei costrutti presi in considerazione ma, prima di poter testare le ipotesi, è stato reputato opportuno verificarne l'affidabilità, calcolata mediante l'indicatore *Cronbach's alpha*, i cui risultati sono visibili in figura 3.15 (per approfondimento osservare Appendice 1).

Figura 3.15 Affidabilità delle misurazioni

<i>Variabile</i>	<i>Affidabilità</i>
Motivation ST	$\alpha = 0,940$
Dependency	$\alpha = 0,971$
Confirmation	$\alpha = 0,859$
Perceived Usefulness	$\alpha = 0,854$
Perceived Ease of Use	$\alpha = 0,852$
Satisfaction	$\alpha = 0,885$
Perceived Similarity	$\alpha = 0,916$
Perceived Value	$\alpha = 0,941$
Continuance Intention	$\alpha = 0,803$

Tutti i coefficienti *alpha* risultano molto elevati, maggiori di 0,8, determinando un'alta affidabilità delle misurazioni considerate. Meritano un approfondimento le scale relative al valore percepito e all'intenzione di continuare ad utilizzare il dispositivo, in quanto al loro interno erano presenti dei cosiddetti item *reverse*, ossia elementi che misurano il costrutto in maniera inversa rispetto agli altri. In particolare, calcolando l'affidabilità della misurazione della *continuance intention*, il valore di *alpha* risultava addirittura negativo ($\alpha = - 0,483$) e, le statistiche offerte dal software SPSS, suggerivano di eliminare il secondo elemento in quanto non coerente con gli altri due elementi. Difatti, valori alti dell'item indicavano una bassa intenzione di continuare ad utilizzare lo smartwatch e i valori bassi concorrevano a formare un'alta *continuance intention*. L'eliminazione avrebbe apportato grandi benefici alla misurazione, ottenendo un enorme miglioramento dell'affidabilità, raggiungendo un coefficiente *alpha* pari a 0,782. Al fine di provare a mantenere l'item, è stata operata una ricodifica della variabile, volta a modificarne i valori riversandoli, in modo da renderlo coerente con gli altri due elementi. Pertanto, è stata calcolata nuovamente l'affidabilità della scala della *continuance intention* che, in seguito al processo di ricodifica, presenta un valore di *alpha* uguale a 0,803 e quindi maggiore del valore soglia uguale a 0,6. Dalle statistiche offerte dal software è stato possibile constatare che, eliminando l'item ricodificato, la scala avrebbe raggiunto un'affidabilità minore, con un *alpha* pari a 0,782, confermando la buona riuscita dell'operazione. Come anticipato, il procedimento appena descritto è stato sviluppato anche per la scala relativa al valore percepito, per la quale sono stati invertiti i valori di due item *reverse*, precisamente il quarto e il quinto elemento. Questa scala presentava un valore comunque molto alto di affidabilità senza eseguire il processo di ricodifica.

Dopo aver verificato che ogni item di ciascuna scala misurasse complessivamente lo stesso costrutto, sono state generate le variabili finali sulle quali si basano le analisi statistiche per testare le ipotesi di ricerca.

3.4.2 Correlazione

La correlazione è una misura che verifica l'esistenza dell'associazione tra due o più variabili, indicando, l'intensità e la direzione della relazione. Per variabili metriche, come nel caso in analisi, al fine di valutare la correlazione si utilizza il coefficiente di correlazione di Pearson (*r*), il quale può variare da -1 a +1, dove -1 indica una perfetta associazione negativa, tale per cui all'aumentare di una variabile si otterrà una

riduzione dell'altra, e +1 indica una perfetta associazione positiva tale per cui, all'aumentare di una queste, si genererà un incremento dell'altra variabile considerata. Inoltre, il valore 0 indica l'assenza di associazione tra le variabili (N.K. Malhotra, D.F. Birks e P. Wills, 2012)

La associazione non implica causazione, questo perché la correlazione è una tipologia di ricerca non sperimentale e pertanto non è in grado cogliere le relazioni causali esistenti tra le variabili. Allo stesso tempo però la correlazione è un presupposto fondamentale per definire l'esistenza di una relazione causa-effetto tra le variabili e quindi, prima di procedere alla ricerca conclusiva, è stato reputato opportuno effettuare un focus sulle associazioni esistenti tra le variabili al fine di trarre delle informazioni introduttive. I risultati della correlazione sono visibili in figura 3.16 (e in Appendice 2) e, come è possibile notare, tutte le variabili sono tra loro correlate positivamente, indicando che, prendendo in considerazione una qualsiasi coppia di variabili, all'aumentare di una, aumenterà anche l'altra. È possibile inoltre osservare come la magnitudine o l'intensità della correlazione vari a seconda della coppia di variabili presa in considerazione. L'associazione più alta si verifica tra la *confirmation* e la *satisfaction*, con un coefficiente di correlazione di Pearson uguale a 0,806, significativo a un livello di confidenza del 99%, che indica una forte associazione positiva tra le due variabili.

Figura 3.16 La correlazione tra le variabili metriche

Correlazione	STM	DP	CO	PU	PEU	ST	PS	PV	CI
STMotivation(STM)	1								
Dependency (DP)	0,328**	1							
Confirmation (CO)	0,298**	0,416**	1						
Perceived Usefulness (PU)	0,429**	0,420**	0,610**	1					
Perceived Ease of Use (PEU)	0,217**	0,238**	0,500**	0,302**	1				
Satisfaction (ST)	0,268**	0,354**	0,806**	0,569**	0,542**	1			
Perceived Similarity (PS)	0,246**	0,552**	0,532**	0,712**	0,286**	0,534**	1		
Perceived Value (PV)	0,310**	0,482**	0,744**	0,589**	0,543**	0,754**	0,598**	1	
Continuance Intention (CI)	0,475**	0,297**	0,619**	0,562**	0,423**	0,681**	0,417**	0,653**	1

** La correlazione è significativa a livello 0,01 (a due code)

3.5 Risultati

Per testare le ipotesi di ricerca presentate nel secondo capitolo, sono state utilizzate differenti tecniche statistiche in grado di rilevare l'esistenza di una relazione causale statisticamente significativa tra le variabili. La significatività del risultato permette di

poter generalizzare alla popolazione di riferimento i risultati ottenuti sul campione considerato. Questo processo è possibile attraverso l'inferenza, un insieme di metodi che, riprendendo le informazioni statistiche rilevate dal campione, cercano di trarre una conclusione sulla popolazione attraverso il calcolo della probabilità volto a stimarne i parametri relativi. I valori della popolazione non possono essere calcolati ma possono essere approssimati, di conseguenza si è sempre soggetti ad errore. Proprio per questo motivo, la prassi prevede di adottare un determinato livello di confidenza, ossia un intervallo di valori all'interno del quale si assume risieda il valore vero della popolazione. Pertanto, il livello di confidenza può essere definito come la proporzione di volte che la stima di un parametro si ripete (M.A. Hernan e J.M. Robins, 2010).

Considerando un intervallo di confidenza al 95%, come nel caso di questa ricerca, si accetta un margine di errore massimo, definito *cut-off*, uguale al 5%. Il *cut-off* viene indicato con *alpha*, che appunto in questo caso equivale a 0,05 e, pertanto, l'intervallo di confidenza sarà dato da $1 - \alpha$ ossia $1 - 0,05$, che equivale a 0,95 e quindi al 95%.

Settando l'intervallo di confidenza a 0,95 e di conseguenza il valore *alpha* a 0,05, si ammette che, ripetendo l'esperimento 100 volte, attraverso lo stesso metodo ma su 100 campioni diversi, in 95 casi il vero valore della popolazione ricadrebbe all'interno dell'intervallo di confidenza selezionato, delimitato da una gaussiana, la cui posizione esatta non può essere conosciuta.

Tramite l'inferenza quindi è possibile testare le ipotesi di ricerca, osservando se i risultati ottenuti sul campione sono generalizzabili alla popolazione di riferimento.

L'ipotesi di ricerca è definita come H_1 e rappresenta ciò che si vuole effettivamente testare, questa è contrapposta all'ipotesi nulla, indicata con H_0 , che identifica lo status quo delle cose, coincidente con l'affermazione contraria a quella formulata in H_1 . Le ipotesi di ricerca possono essere unidirezionali o bidirezionali, nel primo caso il valore di *alpha*, ossia il livello di significatività, è uguale a 0,05 poiché si direziona il processo di ricerca verso un solo lato della gaussiana.

$$H_1: \mu > 5$$

Nel caso delle ipotesi bidirezionali invece si prende in considerazione $\alpha/2$, equivalente a 0,025, per ognuno dei due lati della curva, in quanto si valuta la differenza di un parametro rispetto a un determinato valore e, tale differenza, può risiedere sia nella porzione dell'intervallo alla destra del valore di riferimento che nella porzione alla sua sinistra.

$$H_1: \mu \neq 0$$

Il processo di verifica delle ipotesi, si sintetizza nel raccoglimento delle evidenze che consentono di prendere la decisione in merito al rifiuto dell'ipotesi nulla e, di conseguenza H_1 sarà statisticamente significativa se e solo se è possibile rigettare H_0 (M.A. Hernan e J.M. Robins, 2010). Queste decisioni vengono assunte attraverso un test statistico, la cui distribuzione consente di rigettare l'ipotesi nulla, se il valore della statistica-test ricade nella regione di rifiuto (intervallo di confidenza), o di non rigettare l'ipotesi nulla se la statistica test ricade nella regione di accettazione dell'ipotesi nulla (le code della gaussiana). Le regioni di accettazione e di rifiuto sono definite in base al livello di significatività *alpha* selezionato.

La decisione in merito al rifiuto dell'ipotesi nulla possono anche essere effettuate considerando il *p-value*, che determina la probabilità di ottenere risultati uguali o meno probabili di quello osservato nella statistica-test, presupponendo che l'ipotesi nulla sia vera. Da un punto di vista grafico, con il calcolo del *p-value* si stima la probabilità che il parametro statistico risieda all'interno della coda, nel caso di ipotesi unidirezionale, o delle code, nel caso di ipotesi bidirezionale (regione di accettazione dell'ipotesi nulla). Pertanto, considerando un intervallo di confidenza pari al 95%, un test è definito statisticamente significativo quando l'ipotesi nulla presenta una probabilità di accadimento (*p-value*) inferiore al 5%, ossia inferiore al livello di significatività *alpha*; in questo modo è possibile determinare che l'accadimento dell'evento (ipotesi nulla) sia dovuto al caso (D. Vyas, A. Balakrishnan, e A. Vyas, 2016).

La statistica-test può essere un test parametrico, se la variabile dipendente è di natura quantitativa, o non parametrico, nel caso, quest'ultima, sia di natura qualitativa.

La maggior parte dei test condotti in questo studio sono di tipo parametrico, volti principalmente a ricercare una relazione causa-effetto tra due o più variabili quantitative attraverso modelli di regressione lineare semplici e multipli.

Altro test parametrico utilizzato è l'analisi della varianza (*ANOVA*); più precisamente è stata condotta una *Two-Way-ANOVA* al fine di confrontare i valori medi di una variabile continua fra più gruppi di due variabili categoriche e valutare l'esistenza di un'interazione tra le due variabili indipendenti.

Altro test statistico utilizzato è la regressione logistica, un test che, a differenza degli altri risulta di natura non parametrica, mediante la quale si ricerca l'esistenza di una relazione lineare tra la funzione *Logit* della variabile dipendente categorica, solitamente binomiale, e una o più variabili indipendenti. Il modello può anche essere esteso a situazioni in cui la variabile *outcome* dispone di 3 o più differenti categorie, il

quale è denominato modello di regressione logistica multinomiale (R.E. Wright, 1995).

3.5.1 La regressione lineare

La regressione lineare è un metodo statistico e meglio definito come un metodo di classificazione rientrante nella sfera degli algoritmi di apprendimento supervisionato. Questa tecnica è volta a cogliere, da un insieme di dati, la relazione causale esistente tra una variabile dipendente continua e una o più variabili indipendenti, al fine di derivare un modello in grado di predire osservazioni future. Più precisamente, nel caso di una singola variabile indipendente, si avrà un modello di regressione lineare semplice mentre, nel caso di due o più variabili indipendenti, si avrà un modello di regressione multipla. Attraverso l'analisi di regressione si cerca quindi di valutare l'impatto di una variabile su un risultato specifico, presupponendo che una variabile dipenda dall'altra e che quindi esista una relazione lineare (causa-effetto). Pertanto, la regressione differisce dalla correlazione, in quanto quest'ultima, pur essendo un presupposto per l'esistenza di una relazione causale, mira a definire esclusivamente, l'intensità e la direzione di un'eventuale associazione tra le variabili (S. Weisberg, 2005).

Per stabilire l'esistenza di una relazione causa-effetto è quindi necessario che si verifichino 3 condizioni simultaneamente:

- *Time order*, ossia che la causa si verifichi prima dell'effetto;
- *Concomitant variation*, e che quindi esista una correlazione statistica tra le variabili;
- *Non-spuriousness relationship*, tale per cui è necessario stabilire che la variazione della variabile dipendente sia derivata da una precedente variazione della variabile indipendente.

È bene ricordare che non è mai possibile provare un'effettiva causalità, ma è possibile effettuare una sua stima.

Lo scopo della regressione si sintetizza nel valutare l'intensità dell'influenza di una o più variabili indipendenti su una variabile dipendente metrica, attraverso la cosiddetta stima dei minimi quadrati, ossia la stima di una retta in grado di minimizzare la distanza quadratica dai punti rappresentati dalle osservazioni campionarie. La retta pertanto possiederà un'intercetta e un coefficiente angolare (pendenza), dove

quest'ultimo rappresenta il parametro *beta* relativo al regressore, stimato a partire da un coefficiente non standardizzato *b* calcolato sul campione (S. Weisberg, 2005).

Da un punto di vista grafico, il modello di regressione si traduce nella selezione della migliore retta, in grado di sintetizzare la nuvola di punti equivalente alle diverse osservazioni del campione per le diverse combinazioni di quella specifica coppia di variabili considerate. Attraverso la retta di regressione non si cerca di intercettare più osservazioni possibili ma di approssimare i diversi punti nel grafico provando a minimizzare l'errore. Come già chiarito precedentemente l'inferenza statistica mira alla stima dei parametri e non alla loro esatta determinazione, pertanto esisterà sempre un margine di errore. In seguito alle precedenti considerazioni è possibile rappresentare la retta di regressione, che nel caso di una singola variabile indipendente equivale a:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \varepsilon$$

dove *Y* rappresenta la variabile dipendente, *X* la variabile indipendente, β_0 l'intercetta della retta di regressione (coefficiente costante), β_1 la pendenza della retta e la stima dell'impatto generato dalla variabile indipendente sulla dipendente, mentre ε rappresenta l'errore associato all'osservazione.

Nel caso invece di più regressori (variabili indipendenti) il modello provvederà alla stima di diversi coefficienti *beta* in relazione al numero di variabili indipendenti considerate. Quindi si avrà:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 \dots + \beta_n X_n + \varepsilon$$

Al fine di determinare il grado in cui la retta di regressione minimizza l'errore e per osservare quindi la bontà del modello, il metodo più efficace è il calcolo del coefficiente di determinazione, noto come R-quadro (R^2), attraverso il quale è possibile quantificare la porzione di varianza della variabile dipendente, spiegata dalla (o dalle) variabile indipendente (A.C. Cameron e F.A.G. Windmeijer, 1997). Questo particolare metodo confronta il modello predittivo (la retta di regressione) con una retta passante per il valore medio della variabile *outcome*, definita *baseline*, che non considera variabili indipendenti e non esegue una predizione.

Più nel dettaglio:

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST}$$

Dove SSE (*Sum of Squared Error*) rappresenta l'errore quadratico del modello e SST (*Sum of Squared Total*) fa riferimento all'errore quadratico della *baseline*, che coincide con la varianza totale. Il coefficiente R-quadro varia tra 0 e 1 e maggiore è il suo valore

e maggiori saranno la capacità di adattamento ai dati e la varianza totale spiegata dal modello ipotizzato. Per un modello di regressione multipla, contenente più variabili indipendenti, l'R-quadro deve essere regolato, in quanto il coefficiente cresce all'aumentare del numero di regressori considerati, indipendentemente dal fatto che questi spieghino o meno la variabile dipendente. Inoltre, l'aggiunta di troppi elementi potrebbe causare il cosiddetto fenomeno di *overfitting*, una condizione in cui un modello statistico descrive il *random error* nei dati piuttosto che le relazioni tra le variabili, indicando di conseguenza la creazione di rumore e ridondanza all'interno nel modello, il quale sarà in grado di predire solo quello specifico set di osservazioni (D. M. Hawkins, 2004). Pertanto, nel caso di regressione multipla è opportuno considerare l'*adjusted R-squared* (R-quadro adattato), il quale, come si può evincere dal nome, varia in relazione alle variabili considerate, valutando come queste si adattano al modello considerato. L'R-quadro adattato quindi è in grado di compensare l'aggiunta di nuove variabili, aumentando solo se il nuovo termine migliora il modello più di quanto questo sarebbe migliorato considerando una variabile scelta per caso (J. Miles, 2014). Si ha quindi:

$$R_{adjusted}^2 = R^2 - \frac{k(1 - R^2)}{n - k - 1}$$

Dove k è il numero di variabili indipendenti considerati e n rappresenta il totale delle osservazioni.

Concludendo, esistono diverse assunzioni per poter effettuare un'analisi di regressione, tra cui:

- esistenza di una relazione lineare tra la (o le) variabile indipendente e la variabile dipendente;
- normalità dei residui, tale per cui gli errori devono distribuirsi in maniera normale, con media uguale a zero e varianza uguale a 1;
- assenza di alta correlazione tra le IV nel caso di regressione multipla, al fine di non creare problemi di multicollinearità;
- omogeneità tra le varianze degli errori, la quale deve essere costante per qualsiasi valore della variabile indipendente (*homoscedasticity*);
- assenza di autocorrelazione tra gli errori.

3.5.2 L'Analisi della Varianza (ANOVA)

L'analisi della varianza è un test statistico parametrico volto a valutare la differenza o l'uguaglianza tra le condizioni indipendenti (non correlate) di una variabile categorica, definiti fattori, rispetto ad una variabile dipendente continua. Di conseguenza l'ipotesi nulla è tipicamente riferita alla condizione in cui le medie sono uguali tra loro. Il risultato di questa analisi è pressoché simile a quello derivante dall'utilizzo di un t-test a campioni indipendenti, con due differenze sostanziali. In primo luogo, l'ANOVA è in grado di cogliere la differenza anche tra i gruppi di una variabile multinomiale avente più di due condizioni e, inoltre, è possibile far ricorso ad una *n-way-ANOVA* al fine di osservare contemporaneamente le differenze tra gruppi di *n* diverse variabili indipendenti categoriali rispetto ad una variabile dipendente continua. Seguendo questa logica si avrà una *Two-Way-ANOVA* nel caso in cui si vogliano osservare le differenze tra più gruppi di due diverse variabili di input, come nel caso di questa ricerca. Come è possibile evincere dal suo nome, l'ANOVA, al fine di determinare l'esistenza di una differenza tra i valori medi di una variabile continua tra i fattori considerati, opera attraverso l'analisi della varianza della stessa variabile output, osservando la diversità in termini di porzione di varianza spiegata dai diversi gruppi (R.N. Henson, 2015). In quest'ottica si avrà quindi che la varianza totale, relativa alla variabile dipendente, è data dalla somma tra la varianza tra i gruppi (o *between-groups*), che misura lo scostamento tra la media di ogni gruppo e la media totale, rappresentando la variabilità esistente tra i diversi gruppi, e la varianza interna ai gruppi (o *within-groups*), che misura lo scostamento dei dati dal valore medio all'interno di ognuno dei gruppi, rappresentando quindi la variabilità dei dati all'interno di ogni categoria. Più nello specifico, l'analisi della varianza opera attraverso il test-F, basato sulla distribuzione F di Fisher-Snedecor, osservando il rapporto tra la varianza *between-groups* e la varianza *within-groups*, per stabilire l'uguaglianza o la differenza esistente tra le medie della variabile output per quelle specifiche condizioni. In relazione a quanto detto, la statistica *F* si esplica mediante la formula:

$$F = \frac{\text{Variance} - \text{between} - \text{groups}}{\text{Variance} - \text{within} - \text{groups}}$$

In generale si ha che, se la varianza tra i gruppi è maggiore della varianza interna ai gruppi, vi saranno buone possibilità che in base ai fattori ci sia almeno una media della DV diversa dalle altre e che quindi sarà possibile rigettare l'ipotesi nulla; al contrario,

nel caso in cui le due varianze tendano a coincidere, il rapporto sarà prossimo a 1 e pertanto non sarà possibile rigettare H_0 .

La *Two-Way-ANOVA* è un'estensione del modello *ANOVA* analizzato precedentemente, anche conosciuto come *One-Way-ANOVA*, e differisce da quest'ultimo poiché prende in considerazione due variabili indipendenti.

I fattori considerati, per i quali si ricerca la differenza in termini di medie rispetto a una Y continua, sono i differenti gruppi delle due variabili, per i quali si ottengono diverse combinazioni per quante sono le condizioni presenti al loro interno. Banalmente, considerando due variabili categoriche con 3 condizioni ciascuna, i *treatment groups* totali sono dati dal prodotto delle condizioni di ogni variabile, ossia $3 \times 3 = 9$. Esistono pertanto tre risultati prodotti da una *Two-Way-ANOVA*, ossia i *main effect* delle due IV e l'*interaction effect*. L'effetto principale è simile a quello visto in precedenza con la *One-Way-ANOVA*, in cui si valuta l'esistenza di una differenza tra le medie dei gruppi di ciascuna variabile considerandole singolarmente. Con l'effetto di interazione, invece, si considerano tutti i fattori contemporaneamente, valutando l'esistenza di una differenza tra i valori medi di Y , per una coppia di condizioni considerata (R.N. Henson, 2015). Le accoppiate sono formate da tutte le possibili combinazioni tra le condizioni delle diverse variabili, che nell'esempio citato precedentemente, corrispondono a 9.

Come per la regressione, anche l'ANOVA necessita di alcune assunzioni per la sua esecuzione, tra cui:

- indipendenza e quindi non correlazione tra le osservazioni;
- distribuzione normale dei fattori;
- omogeneità tra le varianze interne ai gruppi (*homoscedasticity*);
- uguaglianza delle dimensioni campionarie delle variabili categoriche nel caso di *Two-Way-ANOVA*.

Un limite dell'ANOVA è relativo al fatto che il test-F, nel caso di significatività e di rifiuto dell'ipotesi nulla, determina esclusivamente l'esistenza di una differenza tra le medie della variabile continua per i gruppi considerati, senza accennare al modo in cui questi si differenziano e, soprattutto, nel caso di più di due condizioni, non mostra quale tra questi abbia una media di Y diversa in maniera significativa dagli altri; quest'ultima situazione è valutabile conducendo un test ad hoc come il *post-hoc comparison*. I test *post-hoc* non possono essere eseguiti per variabili indipendenti aventi solo 2 condizioni come nel caso di questa ricerca.

3.5.3 La regressione logistica

Anche la regressione logistica è una tecnica di *supervised machine learning* e, a differenza della regressione lineare, presenta come risultato (Y) una variabile categorica, solitamente binaria (regressione logistica binaria).

La variabile dipendente definisce l'appartenenza a una delle due categorie ma in un modello predittivo non interessa solo ciò che è già conoscibile ma è necessario stimare, sulla base delle informazioni possedute, la probabilità che un'osservazione futura apparterrà a uno dei due gruppi (D.W. Hosmer Jr, S. Lemeshow, 2013).

Questo particolare metodo quindi si basa sulla probabilità calcolata per mezzo di una funzione logistica, mediante la quale si cerca di stimare appunto la probabilità che un dato valore appartenga a una determinata classe in relazione alla (o alle) variabile indipendente considerata. Più nello specifico, la funzione della regressione logistica binomiale mira a stimare la probabilità che si verifichi la condizione 1 della variabile dipendente categorica (P_1), assumendo che, la probabilità della condizione 0 sia data da $1 - P_1$, dato che P_1 è un numero compreso tra 0 e 1 in quanto esprime una probabilità (G. Gasso, 2019). La funzione logistica in pratica trasforma i valori reali arbitrari in numeri compresi tra 0 e 1, tale per cui, maggiore è il valore reale e maggiore sarà la probabilità che tale valore sarà assegnato alla categoria 1 e viceversa. Alla luce di ciò è possibile affermare che la funzione mira alla separazione dei due differenti gruppi di Y , tale per cui i valori al di sopra della curva, ossia i valori maggiori, sono predittivi della condizione 1 e quelli al di sotto, i valori minori, sono predittivi della condizione 0. La stima della relazione avviene a partire dai valori numerici per i quali vengono calcolate le probabilità di assegnazione alla categoria, che a loro volta vengono trasformate in valori binari (che assumono valori compresi tra 0 e 1) per poter effettivamente effettuare una previsione sull'assegnazione di quella determinata osservazione a una delle due classi. I coefficienti di regressione *beta* sono calcolati attraverso il metodo di massima verosimiglianza (*Maximum Likelihood*), il quale mira alla stima dei parametri che massimizzano la funzione di verosimiglianza, definita sulla base della probabilità di accadimento di un determinato evento in relazione ai risultati campionari oggetto della stima (S.A. Czepiel, 2002).

La stima della *maximum likelihood* avviene attraverso un processo iterativo, il cui fine non coincide con la minimizzazione della varianza, pertanto non è possibile utilizzare il coefficiente R-quadro per valutare il *model fit* e di conseguenza, al fine di testare l'adattamento ai dati e la capacità predittiva del modello, è necessario considerare altri

indicatori. Uno dei metodi utilizzati in questa ricerca è l'accuratezza calcolata sulla base della veridicità delle predizioni, data dal rapporto:

$$Accuratezza = \frac{(veri\ positivi + veri\ negativi)}{totale\ delle\ osservazioni}$$

Dove i veri positivi rappresentano le predizioni corrette in merito all'assegnazione delle osservazioni alla categoria 1 e i veri negativi le predizioni corrette relative alla categoria 0. Altri indicatori, denominati pseudo R-quadro, confrontano il modello ipotizzato con un modello *baseline* che non considera variabili indipendenti (predittori) ma si basa esclusivamente sull'intercetta, come nel caso della regressione lineare. Il confronto in questo caso avviene in funzione della verosimiglianza del modello e non mediante il rapporto tra gli errori quadratici. Esempi di questi sono l'indice Cox & Snell R^2 e l'indice di Nagelkerke, che coincide con l' R^2 di Cox & Snell normalizzato (D.A. Walker, T.J. Smith, 2016). Il primo è dato da:

$$R_{CS}^2 = 1 - \left\{ \frac{L(0)}{L(\hat{\beta})} \right\}^{\frac{2}{n}}$$

Dove $L(0)$ indica la verosimiglianza del modello *baseline*, $L(\hat{\beta})$ la verosimiglianza del modello predittivo contenente le o la IV e n rappresenta il numero di osservazioni.

Questo indice quindi confronta la verosimiglianza tra il modello *baseline* e il modello predittivo, tale per cui, minore è il rapporto e maggiore è il miglioramento ottenuto con il modello ipotizzato rispetto alla *baseline*. Ricordando che la verosimiglianza indica la probabilità condizionale della variabile dipendente data la (o le) variabile indipendente, questa varia in relazione al numero di osservazioni considerate e più precisamente è prodotta in base alle probabilità delle n osservazioni (S.A. Czepiel, 2002). Inoltre, nel caso in cui il modello sia in grado di predire perfettamente la Y ($L(\hat{\beta}) = 1$), allora l'indicatore sarà minore di 1.

Al fine di ottenere un indice di valutazione più simile all'R-quadro e quindi compreso tra 0 e 1, può essere utilizzato l'indice di Nagelkerke che rappresenta un aggiustamento dell'indicatore di Cox & Snell, dove quest'ultimo è rapportato al valore massimo possibile di $L(\hat{\beta})$ in base al numero di osservazioni considerate. Se il modello è in grado di predire perfettamente la DV allora l'indicatore sarà uguale a 1.

$$R_N^2 = \frac{1 - \left\{ \frac{L(0)}{L(\hat{\beta})} \right\}^{\frac{2}{n}}}{1 - L(0)^{\frac{2}{n}}}$$

Altro metodo utilizzato nelle analisi è la statistica di Hosmer-Lemeshow, considerata più robusta per i modelli con covariate continue. Questa aggrega le osservazioni in gruppi di casi simili calcolando se i tassi di eventi osservati corrispondono ai tassi di eventi attesi nei sottogruppi creati. Pertanto, le osservazioni sono divise in decili sulla base della loro similarità, per ognuno dei quali viene calcolata e confrontata la probabilità osservata con la corrispondente probabilità attesa (M.W. Fagerland e D.W. Hosmer, 2012). Alla luce di ciò si ha:

$$X_{HL}^2 = \sum_{g=1}^G \frac{(O_g - E_g)^2}{E_g \left(1 - \frac{E_g}{n_g}\right)}$$

Dove O_g , E_g e n_g indicano rispettivamente gli eventi osservati, gli eventi attesi e il numero di osservazioni per il gruppo specifico g e G rappresenta il numero totale di gruppi. Il modello è tanto più accurato quanto i tassi di eventi attesi e osservati nei sottogruppi sono simili, condizione in cui si otterrà un basso valore della statistica Chi-quadrato e un *p-value* maggiore di 0,05.

Per concludere il processo di verifica del *model fit*, si osserva il test omnibus dei coefficienti del modello, attraverso il quale è possibile determinare (come per il test-F nella regressione lineare) l'esistenza di un coefficiente *beta* statisticamente significativo mediante il test Chi-quadrato *goodness of fit*.

Come già anticipato, la stima dei parametri nella regressione logistica, avviene attraverso il metodo della massima verosimiglianza, il quale consente, a partire dalle osservazioni di un campione, di stimare i parametri della popolazione tramite dei cosiddetti stimatori, i quali sono in grado di massimizzare la funzione di verosimiglianza, tale per cui, le stime più accurate dei parametri, sono quelle che massimizzano la probabilità congiunta di aver osservato le unità statistiche facenti parte del campione. A partire dalla soluzione iniziale con valori prova per parametri arbitrari, viene raggiunta la soluzione ottimale modificando i parametri stessi in modo iterato, fino a quando la capacità di miglioramento della funzione è infinitesimale. La stima di massima verosimiglianza $\hat{\theta}$ del parametro di interesse θ è confrontata con un valore proposto (θ_0) sotto l'assunzione che la differenza tra le due avrà una distribuzione che si può approssimare con una normale (S.A. Czepiel, 2002). Tipicamente, il quadrato delle differenze viene confrontato con una distribuzione Chi-quadrato e pertanto non è possibile utilizzare il test-t, come nel caso della regressione lineare, per determinare la significatività dei parametri. Nella presente ricerca, al fine

di determinare la significatività dei predittori, è stato utilizzato il test-Wald, simile al test-t, con la differenza che il primo presenta una distribuzione asintotica tipica del Chi-quadrato e il secondo una distribuzione t di Student che tende ad una normale per valori elevati di n (V. Bewick, L. Cheek e J. Ball, 2005).

Come il test-t, il test-Wald è un metodo che consente sia di ritrovare e mantenere variabili che contribuiscono al miglioramento del modello, che di identificare e rimuoverne altre che non presentano un valore esplicativo tale da risultare significative per il modello stesso.

In base a quanto detto finora, si considera la funzione della regressione logistica:

$$P_1 = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 \dots + \beta_n X_n + \varepsilon)}}$$

Dove P_1 esprime la probabilità che si verifichi la condizione 1, e corrisponde al numero di Eulero, la base dei logaritmi naturali (utilizzato nelle funzioni logistiche), X la variabile indipendente, β_0 il coefficiente costante, β_1, β_2 e β_n i coefficienti di regressione associati alle variabili indipendenti, ed ε rappresenta l'errore relativo all'osservazione. In statistica, per due probabilità, è possibile calcolare l'*Odds*, il quale rappresenta il rapporto tra la probabilità di accadimento $p(X)$ di un evento e la probabilità che tale evento non accada ($1 - p(X)$). Allo stesso modo, in questo caso si ha:

$$Odds = \frac{P_1}{P_0} = \frac{P_1}{1 - P_1}$$

Pertanto, l'*Odds* risulta maggiore di 1, se è più probabile che l'osservazione sia assegnata alla classe 1, e viceversa. Procedendo per sostituzioni si ottiene:

$$Odds = e^{(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 \dots + \beta_n X_n + \varepsilon)}$$

Di conseguenza, utilizzando la funzione inversa di quella esponenziale, si può determinare il *Logit*, che indica il logaritmo naturale della probabilità di un evento di appartenere a una delle classi:

$$\text{Logit} = \ln(Odds) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 \dots + \beta_n X_n + \varepsilon$$

Il calcolo del *Logit* nelle regressioni logistiche è fondamentale, in quanto permette il calcolo della variabile output seguendo una logica lineare.

Dal punto di vista grafico, il modello si traduce in una funzione logistica, ossia una sorta di curva a S, il cui scopo è quello di suddividere la nuvola di punti, in modo tale da separare le osservazioni che generano risultati diversi della variabile dipendente binaria. La suddivisione avviene attraverso la determinazione di un valore soglia, definito *threshold*, la cui decisione impatta l'accuratezza del modello (S.S. Coughlin, B. Trock, M.H. Criqui, L.W. Pickle, 1992). Ricordando che per qualsiasi test statistico

inferenziale si è soggetti ad errore, per diversi valori *threshold* si ottengono risultati diversi in termini di *sensitivity* e *specifity* del modello, indicatori che variano tra 0 e 1. La prima indica il *true positive rate* e determina la percentuale di accuratezza delle predizioni relative alla categoria 1, rapportando le assegnazioni corrette, definiti veri positivi, con la differenza tra i veri positivi stessi e i falsi negativi, dove questi ultimi rappresentano le predizioni errate in cui si è predetto che l'osservazione appartenesse alla categoria 0 quando in realtà questa è appartenente alla categoria 1. La *specificity*, invece, rappresenta il *true negative rate*, ossia la percentuale di accuratezza delle predizioni relative alla categoria 0, seguendo la stessa logica del rapporto precedente. Pertanto, il risultato *true negative* si otterrà se la predizione di assegnare l'osservazione alla categoria 0 si è rivelata corretta, e questo sarà rapportato alla differenza tra i veri negativi stessi e i falsi positivi, dove questi ultimi rappresentano le predizioni errate in cui l'osservazione di competenza del gruppo 0 è stata assunta come appartenente alla condizione 1. Come già anticipato, i cambiamenti del valore soglia generano risultati diversi in termini di *sensitivity* e *specifity* del modello e spesso la scelta della *threshold* da utilizzare varia in relazione al risultato che si vuole ottenere, ossia se minimizzare i falsi positivi e quindi massimizzare i veri negativi o se minimizzare i falsi negativi e massimizzare i veri positivi. Per determinare graficamente la bontà del modello di regressione logistica, è possibile utilizzare la curva ROC (*Receiver Operator Characteristic*) la quale mostra i risultati delle possibili *threshold* in termini di *false positive rate* ($1 - \text{specificity}$) sull'asse delle ascisse e di *true positive rate* (*sensitivity*), sull'asse delle ordinate. Per ogni valore soglia è quindi possibile calcolare i due valori, e sarà selezionato quello reputato maggiormente coerente con il problema di riferimento. Per determinare l'accuratezza del modello, in base alla *threshold* selezionata, è possibile calcolare l'*Area Under the ROC Curve* (AUC), un indicatore che varia tra 0,5 e 1 per il quale, un valore maggiore indica una maggiore accuratezza del modello (A.P. Bradley, 1997).

3.5.4 Una prima assunzione attraverso il test-t a campioni indipendenti

Nel corso del secondo del capitolo, sono state formulate le seguenti ipotesi:

H13: Il livello dell'intensità con cui viene svolto il *quantified self* tramite smartwatch, influenza positivamente il grado di *utilità percepita*.

H14: Il livello dell'intensità con cui viene svolto il *quantified self* tramite smartwatch, influenza positivamente la *continuance intention to use*.

Ricordando il processo attraverso il quale è stata misurata la variabile *quantified self intensity*, è doveroso effettuare una prima verifica, volta a determinare la fattibilità di testare le suddette ipotesi di ricerca.

L'intensità mediante la quale l'individuo effettua il processo di auto-valutazione, presuppone che questo si dedichi in modo quantomeno saltuario all'esecuzione di quest'attività. Difatti la variabile *quantified self intensity* risulta essere una variabile binaria che presenta una condizione relativa all'alta intensità (regolarità nello svolgimento dell'attività) e l'altra riferita alla bassa intensità (saltuarietà nello svolgimento dell'attività). Prima di poter testare se esiste una differenza statistica tra questi due gruppi in termini di utilità percepita e intenzione di continuare ad utilizzare il dispositivo, risulta opportuno verificare se l'esecuzione del *quantified self* influenzi in modo significativo le due variabili sopracitate.

Pertanto, occorre valutare se esiste una differenza statistica in termini di *perceived usefulness* e *continuance intention* tra chi pratica l'attività di automonitoraggio, indipendentemente se questa è svolta in modo sporadico o regolare, e chi non la pratica affatto. Non sarebbe propriamente corretto affermare che l'intensità di *quantified self* influenzi le due variabili se l'attività di *quantified self* stessa non risultasse significativa. Per valutare la differenza statistica in termini di *perceived usefulness* e *continuance intention* tra gli utenti che praticano l'attività di auto-monitoraggio e coloro che non la praticano, sono stati condotti due test-t a campioni indipendenti.

Un test-t a campioni indipendenti (*independent samples t-test*) è un tipo di test statistico inferenziale utilizzato per determinare se esiste una differenza significativa tra le medie di una variabile continua in base a due gruppi o condizioni indipendenti considerati. In generale il test-t è un test parametrico volto alla stima della media della popolazione a partire dai dati rilevati da un campione. Questo segue la distribuzione della *t* di Student e viene eseguito quando i dati presentano una distribuzione approssimativamente normale e la varianza della popolazione non è conosciuta. Proprio per la stima di questo parametro, attraverso la deviazione standard del campione, la distribuzione perde un grado di libertà. La statistica *t* di Student si distribuisce con $n-1$ gradi di libertà, i quali sono rappresentati da n , ossia il numero di

osservazioni campionarie. Per valori di n maggiori di 30, la statistica t assume una distribuzione normale tipica della statistica z (E.R. Stone, 2010).

$$t = \frac{\bar{X} - \mu}{s_{\bar{X}}} = \frac{\bar{X} - \mu}{\frac{s}{\sqrt{n}}}$$

In questo caso \bar{X} rappresenta la media del campione, μ la media della popolazione ed $s_{\bar{X}}$ la deviazione standard del campione, data da $\frac{s}{\sqrt{n}}$, dove n rappresenta la dimensione campionaria. Pertanto, la statistica t non si distribuisce esattamente come una normale (se non per campioni con n superiore a 30), poiché la deviazione standard calcolata sul campione è solo una stima della varianza della popolazione di riferimento (σ).

Riprendendo il caso in analisi, il test-t a campioni indipendenti mira a stimare l'esistenza di una differenza tra le medie di una DV continua in base alle categorie indipendenti di una variabile input binaria. Pertanto, il test effettua un confronto tra i due gruppi sulla base di una specifica caratteristica, valutando la differenza in termini di valori medi della variabile metrica risultanti, tale per cui l'ipotesi di ricerca coinciderà con la differenza statisticamente significativa tra i parametri e, di conseguenza, l'ipotesi nulla assumerà l'uguaglianza di questi ultimi.

Procedendo nell'ordine delle ipotesi formulate, il primo test-t effettuato è volto a valutare l'esistenza di una differenza statistica tra la media di *perceived usefulness* tra il gruppo formato dagli utenti che praticano attività di *quantified self* e il gruppo formato da coloro che non svolgono questa attività (Appendice 3).

Prima di osservare il valore della statistica t , della probabilità associata all'ipotesi nulla (*p-value*) e determinare se sussista la differenza statistica, è necessario verificare se le varianze interne ai due gruppi siano omogenee, attraverso il test di Levene.

In questo caso si ha che il valore della statistica F di Fisher- Snedecor, la quale osserva il rapporto tra la varianza *between group* e la varianza *witihin group* e che è stata già approfondita nel paragrafo dedicato all'*ANOVA* (3.5.2), è uguale a 17,680 e la cui probabilità associata (*p-value*) è uguale a 0. Pertanto, si rigetta l'ipotesi nulla riferita all'*homoscedasticity* (omogeneità delle varianze tra i gruppi) e, si assume che le varianze siano diverse (*eteroscedasticity*). Di conseguenza occorrerà osservare il valore di t pertinente a tale assunzione e nel dettaglio si ha: $t = 2,148$ e $p\text{-value} = 0,037$. In questa occasione, osservando un'ipotesi bidirezionale, in quanto la differenza può assumere valori sia negativi che positivi, occorrerà dimezzare il valore della

probabilità (*p*-value) così come il valore della significatività (α). In base a questa considerazione si ha: $\frac{p}{2} = \frac{0,037}{2} = 0,0185 < \frac{\alpha}{2} = \frac{0,05}{2} = 0,025$

Pertanto, risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla ed assumere che il valore medio di *perceived usefulness* degli *user smartwtach* che praticano l'*attività di quantified self* (media = 4,0497) sia maggiore in modo statisticamente significativo della media di *perceived usefulness* degli utenti che invece non praticano tale attività (media = 3,6622).

Il discorso è pressoché simile se si confrontano i medesimi gruppi in relazione ai valori medi della variabile *continuance intention* (Appendice 4). In questo caso però il test di Levene non risulta significativo ($F = 0,703$ e $p\text{-value} = 0,403$), pertanto è necessario assumere che vi sia omogeneità tra le varianze interne ai gruppi. Osservando il valore di *t*, nel caso di varianze omogenee, si ha che questo è uguale a 3,771 e che presenta una probabilità associata pari a 0. Di conseguenza risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla riferita all'uguaglianza tra i valori medi ed assumere che la media di *continuance intention* di coloro che praticano attività di *quantified self* (media = 4,3623) sia maggiore e diversa in maniera significativa da quella relativa agli utenti che non svolgono l'auto-monitoraggio (media = 3,9189).

In seguito alla determinazione della differenza statistica tra i due gruppi in relazione ad entrambe le variabili e, più precisamente, dopo avere osservato che coloro che praticano *quantified self* possiedono valori medi maggiori di *perceived usefulness e continuance intention*, risulta opportuno anche ipotizzare che l'intensità, mediante la quale l'attività viene svolta, influenzi le medesime variabili.

3.5.5 I test di verifica delle ipotesi

Dopo aver osservato la differenza statistica in termini di *perceived usefulness e continuance intention* tra utenti che praticano e non praticano attività di *quantified self*, e dopo aver approfondito la teoria relativa alle analisi di regressione lineare, *ANOVA* e regressione logistica, è possibile utilizzare questi test statici inferenziali per verificare la bontà delle ipotesi di ricerca presentate nel secondo capitolo.

Si ricorda che il test delle ipotesi, si sintetizza nel raccoglimento delle evidenze che consentono di prendere la decisione in merito al rifiuto o al non rifiuto dell'ipotesi nulla e, di conseguenza H_1 sarà statisticamente significativa se e solo se è possibile rigettare H_0 (M.A. Hernan e J.M. Robins, 2010).

È bene precisare che alcune ipotesi sono state testate congiuntamente attraverso modelli di regressione lineare multipla, al fine di ottenere una visione più completa sulla bontà dei modelli e delle relazioni ipotizzate.

H1: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *utilità percepita*.

H4: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *utilità percepita*.

H13: Il livello dell'intensità con cui viene svolto il *quantified self* tramite smartwatch, influenza positivamente il grado di *utilità percepita*.

H19: il livello di *similarità percepita tra smartwatch e smartphone* influenza positivamente il grado di *utilità percepita*.

La prima analisi effettuata è uno dei casi di test multipli sopracitati e fa riferimento alla verifica dell'esistenza di una relazione causale tra le variabili indipendenti *dependency*, *confirmation*, *quantified self intensity* e *perceived similarity for smartphone* e la variabile dipendente *perceived usefulness*. È stata quindi condotta una regressione lineare multipla, tale per cui si ha:

- H_0 : Tutti i coefficienti di regressione sono uguali a 0. $\beta_i = 0$, ossia $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0$
- H_1 : esiste almeno un coefficiente di regressione *beta* statisticamente significativo e diverso da 0. Quindi $\beta_i \neq 0$

In primo luogo, occorre osservare il *model fit* e quindi valutare il coefficiente R-quadro, al fine di comprendere la porzione di varianza della Y , spiegata dalle diverse X , e la statistica F , attraverso la quale è possibile determinare l'esistenza di almeno un coefficiente di regressione diverso da 0 in modo statisticamente significativo (Appendice 5). Come anticipato nel paragrafo 3.5.1, nel caso di regressione multipla, occorre osservare l'*Adjusted R-squared* che tiene in considerazione la qualità che le variabili apportano al modello, il cui valore in questo caso è uguale 0,593. Pertanto, è possibile affermare che le variabili indipendenti spiegano il 59,3% della varianza della variabile dipendente. Osservando la statistica F , affrontata nel paragrafo relativo all'*ANOVA* (3.5.2), si osserva il rapporto tra la varianza *between-groups* e la varianza *within-groups*, per il quale, in questo caso, valori maggiori di 1 indicano che è probabile l'esistenza di almeno un coefficiente *beta* statisticamente significativo e diverso da 0. Nel caso in analisi si ha $F = 59,304$ e una probabilità associata all'ipotesi

nulla (*p-value*) uguale a 0 inferiore al *cut-off* (*alpha*) equivalente in questo caso a 0,05, poiché si considera un'ipotesi unidirezionale dato che la varianza è sempre positiva. Pertanto, è possibile rigettare l'ipotesi nulla per la quale tutti i coefficienti di regressione sono uguali a 0.

Per testare le ipotesi di ricerca è necessario valutare a quali regressori siano associati i coefficienti *beta* statisticamente significativi (risultati visibili in Appendice 6).

Prima di verificare la significatività dei singoli regressori, occorre verificare un'assunzione della regressione multipla, ossia l'assenza di multicollinearità tra le IV. Questa condizione, generata da una elevata correlazione tra le variabili input, può essere osservata attraverso il *Variance Inflation Factor* (VIF), un indice che misura quanto la varianza di un coefficiente di regressione stimato aumenta a causa della correlazione con gli altri regressori, falsando i risultati del modello (R. K. Paul, 2006). Dall'analisi è emerso che non sussistono problemi di multicollinearità in quanto i VIF relativi a tutti i regressori sono minori di 1,8 e quindi molto inferiori alla soglia massima consentita uguale a 10.

Per valutare la significatività dei singoli regressori attraverso i rispettivi coefficienti *beta*, occorre confrontare il *p-value* con $\alpha/2 = 0,025$, indicante il livello di significatività dimezzato poiché si testa un'ipotesi bidirezionale relativa alla differenza del coefficiente dal valore 0. Procedendo per ordine e verificando l'ipotesi H1 della ricerca si osservano i valori della statistica *t* e del *p-value* associati alla variabile *dependency*. Nel dettaglio si ha: $t = 0,358$ e $p\text{-value} = 0,721$. Di conseguenza non si rigetta l'ipotesi nulla e non si può assumere che il coefficiente *beta* associato al regressore *dependency* sia diverso da 0. A differenza del risultato conseguito nello studio condotto da K.D.A. Carillo, S. Scornavacca e E. Za (2017) non è possibile supportare questa ipotesi. Le altre 3 variabili indipendenti, *confirmation*, *quantified self intensity* e *perceived similarity for smartphone*, risultano significative, la prima presenta un valore di $t = 4,552$ e una probabilità associata all'ipotesi nulla uguale a 0 e quindi minore di 0,025. Pertanto, in questo caso, è possibile rigettare l'ipotesi nulla e assumere che il coefficiente *beta* associato a questa variabile sia diverso da 0 ad un livello di confidenza del 95% e del 99%, supportando così l'ipotesi di ricerca H4, in coerenza con i risultati di K.D.A. Carillo et al. (2017). Il regressore *quantified self intensity* risulta significativo ad un livello di confidenza del 95% e del 99% ($t = 4,524$, $p\text{-value} = 0$), pertanto è possibile rigettare la relativa H_0 e supportare l'ipotesi di ricerca H13. Anche il coefficiente di regressione della variabile *perceived similarity for*

smartphone risulta significativo ad un livello di confidenza del 95% e del 99% ($t = 7,814$ e $p\text{-value} = 0$), quindi è possibile rifiutare l'ipotesi nulla e presupporre un'influenza statisticamente significativa di questa variabile sull'utilità percepita, supportando H19.

Valutata la significatività dei parametri è possibile definire la retta di regressione per il campione considerato riportando i coefficienti b non standardizzati associati alle X . Nell'equazione è stata considerata anche la variabile *dependency* seppure questa non influenza significativamente la Y . Proprio per questo motivo il regressore è stato riportato in rosso.

$$\widehat{\text{perc. usefulness}} = 1,585 + 0,013 \cdot \text{dependency} + 0,226 \cdot \text{confirmation} + \\ + 0,451 \cdot \text{QS.high.intensity} + 0,329 \cdot \text{perc.similarity}$$

Prendendo in considerazione i soli regressori significativi e osservando i coefficienti non standardizzati b , riportati nella retta di cui sopra, è possibile affermare che:

- un aumento unitario della *confirmation* genera un incremento della *perceived usefulness* pari a 0,226 se le altre variabili rimangono costanti (relazione causale positiva);
- un aumento unitario della *perceived similarity for smartphone* genera un incremento della *perceived usefulness* pari a 0,329 se le altre variabili rimangono costanti (relazione causale positiva);

Diverso è il discorso relativo alla variabile *quantified self intensity*, essendo questa una variabile categorica binomiale, è stata posta all'interno del modello di regressione multipla come variabile *dummy* (variabile dicotomica). Il coefficiente non standardizzato b non indica l'influenza esercitata dal regressore sulla Y bensì fa riferimento alla differenza in termini di Y tra le due categorie considerate. Il valore riportato di b e uguale a 0,451, è relativo alla condizione posta come 1, che in questo caso coincide con un'alta intensità di *quantified self* (*QS high intensity*). Questo indica che, mantenendo costanti le altre variabili, gli utenti smartwatch che effettuano l'attività di *quantified self* con regolarità (alta intensità) hanno un'utilità percepita maggiore di 0,451 degli utenti che eseguono quest'attività saltuariamente (*QS low intensity*). Seguendo lo stesso principio, nella retta di regressione è stato inserito il valore di b relativamente associato alla condizione 1 (*QS high intensity*).

Per osservare nel dettaglio quale IV esercita una maggiore influenza sulla *perceived usefulness* occorre osservare i coefficienti *beta* standardizzati, i quali mostrano la magnitudine delle diverse variabili considerate. Non potendo considerare i coefficienti

relativi alla variabile *quantified self intensity*, poiché il valore non esprime l'influenza generata sulla DV, e alla variabile *dependency*, poiché non significativa, il beta maggiore è risultato essere quello della *perceived similarity for smartphone* ($\beta = 0,522$). Questo indica che, in un modello di regressione multipla così costruito, l'effetto maggiore sull'utilità percepita è derivato dalla percezione di similarità che gli utenti possiedono in relazione a smartwatch e smartphone, in termini di bisogni che soddisfano, funzionalità, situazioni d'uso e risorse utilizzate per la realizzazione dei dispositivi. Riflettendo questa informazione sul contesto reale, le aziende operanti nel segmento smartwatch dovrebbero principalmente cercare di rendere il proprio orologio digitale quanto più possibile simile ad uno smartphone al fine di aumentare l'utilità percepita dai consumatori.

H2: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *facilità d'uso percepita*.

H10: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *facilità d'uso percepita*.

Anche per testare queste due ipotesi è stata condotta un'analisi di regressione multipla. Il modello ipotizzato quindi è volto a valutare l'esistenza di una relazione causale tra le due IV, *dependency* e *confirmation*, e la variabile dipendente *perceived ease of use*. Dal fit del modello (Appendice 7) si osserva un R-quadro adattato non troppo elevato, pari a 0,244, indicando quindi che le due IV spiegano il 24,4% della varianza della DV e che risulta possibile un miglioramento del modello attraverso l'inserimento di altre variabili volte a spiegare la dipendente.

Attraverso il test-F si osserva l'esistenza di almeno un coefficiente *beta* diverso da 0, dai risultati si ha: $F = 35,668$ e $p\text{-value} = 0$, minore di 0,5 e pertanto si può rigettare l'ipotesi nulla riferita alla non significatività di tutti parametri.

Come nel caso precedente non sussistono problemi di multicollinearità in quanto le due variabili non possiedono una correlazione tale da falsare i risultati derivanti dall'analisi. Essendo presenti solo 2 variabili nel modello, i due coefficienti VIF sono uguali per entrambe e pari a 1,210, molto inferiori al valore soglia uguale a 10. Dalle statistiche relative ai coefficienti (Appendice 8), si deriva che, anche in questo caso, la *dependency* non risulta statisticamente significativa ($t = 0,562$ e $p\text{-value} = 0,575$), a differenza di quanto risultato dallo studio di K.D.A. Carillo et al. (2017), mentre i

risultati della *confirmation* confermano le evidenze della suddetta ricerca, presentando un'elevata significatività ($t = 7,428$ e $p\text{-value} = 0$) per livelli di confidenza del 95% e del 99%, consentendo quindi di supportare l'ipotesi che in questa ricerca coincide con H10. L'equazione della retta di regressione sarà quindi:

$$\widehat{\text{perc. ease of use}} = 2,731 + 0,024 \cdot \text{dependency} + 0,397 \cdot \text{confirmation}$$

Considerando solo il regressore *confirmation*, poiché significativo, si ha che l'aumento unitario di questa variabile, assumendo costanti altre eventuali condizioni, provoca un conseguente aumento della facilità d'uso percepita pari a 0,397.

Essendo l'unica variabile significativa ovviamente la *confirmation* esercita la maggiore influenza sulla DV, presentando un coefficiente standardizzato *beta* pari a 0,485.

H3: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *confirmation*.

Per testare la suddetta ipotesi è stato condotto un modello di regressione lineare semplice volto a valutare la significatività della relazione tra le due variabili considerate dove la IV è rappresentata dalla *dependency* e la DV dalla *confirmation*.

Il procedimento è praticamente analogo ai modelli di regressione multipla già osservati, pertanto, inizialmente viene considerato il *model fit* (Appendice 9) e quindi l'R-quadro, in questo caso non adattato poiché si considera una sola IV, e la statistica *F*. Il valore di R-quadro è uguale a 0,173, indicando che la *dependency* spiega il 17,3% della varianza della *confirmation*. Il test-F mostra l'esistenza di un coefficiente *beta* significativo ($F = 44,896$ e $p\text{-value} = 0$) e pertanto si possono osservare i risultati statistici relativi al regressore (risultati visibili in Appendice 10). A conferma dei risultati emersi dallo studio di K.D.A. Carillo et al. (2017), è possibile supportare l'ipotesi di ricerca H3 poiché la *dependency* esercita un'influenza positiva e statisticamente significativa sulla *confirmation* ($t = 6,700$ e $p\text{-value} = 0$) per livelli di confidenza sia del 95% che del 99%.

L'equazione della retta di regressione sarà:

$$\text{confirmation} = 3,035 + 0,327 \cdot \text{dependency}$$

Nel caso in analisi, un incremento unitario della *dependency* provoca un aumento uguale a 0,327 della *confirmation*. In caso di regressione lineare semplice non occorre osservare i coefficienti VIF poiché si ha un'unica IV e non occorre osservare i

coefficienti *beta* standardizzati per capire quale regressore esercita la maggiore influenza sulla DV. In ogni caso il valore di *beta* della *dependency* è uguale a 0,416.

H5: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *soddisfazione*.

H7: il livello di *utilità percepita* in termini di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *soddisfazione*.

H11: il livello di *facilità d'uso percepito* di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *soddisfazione*.

H17: il livello di *valore percepito* di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *soddisfazione*.

H20: il livello di *similarità percepita tra smartwatch e smartphone* influenza positivamente il grado di *soddisfazione*.

Per la verifica delle 5 ipotesi appena citate, è stato utilizzato un ulteriore modello di regressione lineare multipla. Come eseguito per i casi precedenti, è stato inizialmente considerato il *model fit*, valutando l'R-quadro adattato e osservando il test-F (Appendice 11). Nel dettaglio si ha che $R_{adjusted}^2 = 0.709$, determinando che il modello possiede una buona capacità di adattamento ai dati, spiegando il 70,9% della varianza della DV *satisfaction*. Inoltre, attraverso il test-F si rigetta l'ipotesi nulla riferita alla non significatività di tutti i coefficienti *beta* ed è pertanto possibile ammettere che almeno uno di questi sia diverso da 0 ($F = 105,767$ e $p-value = 0$).

Verificate queste condizioni e l'assenza di multicollinearità poiché tutti i VIF sono inferiori a 2,9, è possibile valutare la significatività dei 5 regressori considerati (Appendice 12). Osservando i risultati dei test-t, si ha che 3 di questi risultano statisticamente significativi, ossia *confirmation*, *perceived ease of use* e *perceived value*. Il primo presenta un valore di *t* uguale a 8,433 e una probabilità associata all'ipotesi nulla pari a 0, tale per cui è possibile ammettere la significatività del regressore per livelli di confidenza del 95% e del 99%, supportando di conseguenza H5. Discorso analogo per il valore percepito ($t = 4,244$ e $p-value = 0$), significativo per i medesimi livelli di confidenza (a supporto della H17).

Anche per la *facilità d'uso percepita* è possibile rigettare l'ipotesi nulla, ammettere che questa sia significativa ($t = 2,784$ e $p-value = 0,006$) e confermare le evidenze poste in H11. Gli altri due coefficienti, relativi all'*utilità* e alla *similarità* percepite, non

risultano significativi. Rispettivamente per la *perceived usefulness* si ha che $t = 0,669$ e $p\text{-value} = 0,504$ e per la *perceived similarity* che $t = 0,866$ e $p\text{-value} = 0,387$, pertanto non è possibile rifiutare le relative ipotesi nulle e supportare le ipotesi di ricerca H7 e H20. I risultati emersi dallo studio di K.D.A. Carillo et al. (2017), sono parzialmente confermati, difatti risultano significative le relazioni causali riguardanti le IV *confirmation* e *perceived ease of use* e la DV *satisfaction*, mentre non risulta statisticamente significativa l'influenza dell'utilità percepita e sulla medesima variabile dipendente.

Di seguito si determina la retta di regressione che, come nei precedenti casi comprende (in rosso) anche i coefficienti b non significativi.

$$\widehat{satisfaction} = 1,102 + 0,386 \cdot confirmation + 0,031 \cdot perc. usefulness + 0,117 \cdot perc. easeofuse + 0,242 \cdot perc. value + 0,030 \cdot perc. similarity$$

Alla luce dei risultati emersi è possibile affermare che:

- un aumento unitario della *confirmation* genera un incremento della *satisfaction* pari a 0,386 se le altre variabili rimangono costanti (relazione causale positiva);
- un aumento unitario della *perceived ease of use* genera un incremento della *satisfaction* pari a 0,117 se le altre variabili rimangono costanti (relazione causale positiva);
- un aumento unitario del *perceived value* genera un incremento della *satisfaction* pari a 0,242 se le altre variabili rimangono costanti (relazione causale positiva);

Come già osservato nei precedenti test, si osserva il coefficiente standardizzato β per determinare il regressore che genera una maggiore influenza sulla DV, che in questo caso coincide con la *confirmation* ($\beta = 0,499$). Rapportando il risultato alla realtà, al fine di aumentare la soddisfazione dei propri clienti, i *player* del mercato smartwatch dovrebbero concentrare maggiormente i propri sforzi nel cercare di confermare le aspettative dei consumatori, attraverso un prodotto in grado di fornire buone prestazioni che quantomeno coincidano con ciò che i clienti si aspettano da quest'ultimo.

H12: Il livello di *motivazione al self-tracking* influenza positivamente l'intensità di *quantified self*.

Per verificare l'ipotesi di ricerca H12, è stata condotta una regressione logistica binomiale, volta a stimare la probabilità che le diverse osservazione rientrino in una delle due categorie, tra loro indipendenti, di una variabile output dicotomica. La predizione relativa all'attribuzione di un'osservazione ad una delle due categorie presuppone l'esistenza di una relazione lineare tra le o la IV e il *logit* della DV, ossia il logaritmo naturale della probabilità di un evento di appartenere ad una delle classi. La variabile dipendente coincide con la *quantified self intensity*, già osservata in precedenza, la quale è composta da 2 gruppi, ossia la categoria 0, appartenente a coloro che nelle sessioni di attività fisica svolgono sporadicamente l'attività di auto-monitoraggio, e la categoria 1, relativa agli utenti che quantificano la propria attività in modo regolare, praticamente in ogni sessione di allenamento. Pertanto, in questo particolare caso, si vuole osservare se è possibile predire la saltuarietà o la regolarità dell'attività di *quantified self* svolta dall'utente in base alla sua motivazione ad effettuare *self-tracking* con lo smartwatch.

Come nel caso del modello di regressione lineare, anche per la regressione logistica è necessario osservare se il modello è in grado di spiegare/predire i dati in modo corretto, osservando quindi il *model fit*. Come spiegato nel paragrafo 3.5.3, per determinare la bontà del modello non è più osservabile il coefficiente R-quadro e pertanto è necessario utilizzare approcci alternativi per testare il *fit*, ossia l'adattamento del modello ai dati e la misura della capacità predittiva (Appendice 13). Come già visto in precedenza esistono diversi test tra i quali nessuno risulta essere migliore di altri in termini oggettivi. Conducendo l'analisi sul software statistico SPSS, è possibile scegliere 7 diversi modalità di regressione logistica, ossia 7 metodi di selezione delle variabili. In questo studio è stato selezionato l'*enter method*, il quale indica una regressione logistica standard, considerando simultaneamente come predittori le variabili inserite nella tabella *covariates* che, nel caso in analisi, coincide con la sola variabile *self-tracking motivation*. Dall'output risultante dall'analisi condotta, è possibile confrontare i risultati relativi all'accuratezza attraverso il rapporto:

$$Accuratezza = \frac{(veri\ positivi + veri\ negativi)}{totale\ delle\ osservazioni}$$

Dalla *Classification Table*, si osserva che il modello *baseline*, ossia il modello contenente la sola intercetta e per il quale non si effettuano predizioni, classifica correttamente l'83,9% delle osservazioni mentre il modello predittivo, il quale determina l'appartenenza delle osservazioni alle due categorie in base alle predizioni effettuate, assegna correttamente alle 2 categorie il 94,4% di queste. Il valore elevato

dell'ultimo coefficiente e maggiore di quello riferito alla *baseline*, indica una buona accuratezza e un'elevata capacità predittiva del modello ipotizzato. Con una *sensitivity* uguale a 0,978 e una *specificity* pari a 0,769. Per la valutazione del *model fit*, sono stati osservati altri indicatori che, come nel caso precedente, effettuano un confronto tra i due modelli, tra i quali l'R-quadro di Cox & Snell e l'R-quadro di Nagelkerke (R-quadro di Cox & Snell normalizzato) che coincidono con degli pseudo R-quadro, indicanti la bontà del modello attraverso una funzione contenente la verosimiglianza della predizione e la verosimiglianza del modello *baseline*. Ricordando la teoria esplicitata nel paragrafo 3.5.3, si ha che l'R-quadro di Cox & Snell assume valori minori di 1 nel caso in cui il modello sia in grado di predire perfettamente la $Y (L(\hat{\beta}) = 1)$. A differenza del precedente, l'R-quadro di Nagelkerke (come l'R-quadro) prevede che un valore uguale a 1 determina la condizione in cui il modello possiede un *fit* perfetto con i dati. Alla luce di ciò è possibile affermare che entrambi gli indicatori suggeriscono un buon adattamento ai dati e una buona misura della capacità predittiva del modello (Cox & Snell $R^2 = 0,428$; Nagelkerke $R^2 = 0,728$).

Ultimo indicatore utilizzato è il test di Hosmer-Lemeshow, il quale indica uno scarso *model fit* se il test risulta significativo e quindi se il *p-value* risulta inferiore a 0,05. In questo caso si ha: $\chi^2 = 3,743$ e *p-value* = 0,880, pertanto non è possibile rigettare H_0 ed è possibile assumere un buon adattamento del modello ai dati.

Per concludere il processo di verifica dell'adeguatezza del modello, si osserva il test omnibus dei coefficienti del modello, attraverso il quale è possibile determinare (come per il test-F nella regressione lineare) l'esistenza di un coefficiente *beta* statisticamente significativo mediante il test *Chi-square goodness of fit*. In questo caso si ha: $\chi^2 = 89,804$ e *p-value* = 0, pertanto è possibile rigettare l'ipotesi nulla riferita alla non esistenza di un coefficiente significativo.

In seguito a queste analisi è possibile passare alla verifica dell'ipotesi di ricerca valutando la significatività del coefficiente di regressione relativo alla variabile *self-tracking motivation* (appendice 14). Per effettuare questa verifica, si utilizza il test-Wald, una generalizzazione multi-variabile del test-t di Student, il quale utilizza la *Chi-square distribution* per verificare la significatività dei coefficienti *beta*.

Il suddetto test determina l'esistenza di una relazione lineare significativa tra la *self-tracking motivation* e il Logit della *quantified self intensity* ($Wald = 25,197$ e *p-value* = 0), determinando quindi che risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla riferita alla non significatività del coefficiente relativo alla IV e supportare l'ipotesi di ricerca H12.

La funzione *Logit* (logaritmo naturale dell'*Odds*) sarà quindi data da:

$$\ln \frac{p_1}{1 - p_1} = -11,533 + 4,203 \cdot STmotivation$$

Il valore di *b* uguale a 4,203, indica che l'aumento di un'unità della variabile *self-tracking motivation* genera un aumento del *Logit* [P (y = 1)] pari a 4,203, dato che quest'ultimo varia linearmente in funzione di *X* oltre l'intervallo [0, 1].

Il valore di $\text{Exp}(\beta) = 66,875$ identifica l'*Odds*, ossia il rapporto tra la probabilità di accadimento della condizione 1 e la probabilità che questa condizione non si verifichi. Poiché il rapporto di probabilità è maggiore di 1, precisamente $\text{Exp}(\beta) = 66,875$, la motivazione ad effettuare *self-tracking* risulta essere un fattore positivo per l'intensità di *quantified self*, ammettendo precisamente che, in un modello così strutturato, la probabilità che si verifichi l'evento 1 (*quantified self high intensity*), è 66,875 volte superiore alla probabilità che l'evento non si verifichi, ossia che si verifichi l'evento 0 (*quantified self low intensity*).

H6: il livello di *utilità percepita* in termini di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente la *continuance intention to use*.

H8: il livello di *soddisfazione* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente la *continuance intention to use*.

H9 il livello di *facilità d'uso percepito* di uno smartwatch influenza positivamente la *continuance intention to use*.

H14: Il livello dell'intensità con cui viene svolto il *quantified self* tramite smartwatch, influenza positivamente la *continuance intention to use*.

H18: il livello di *valore percepito* di uno smartwatch influenza positivamente la *continuance intention to use*.

Per testare le 5 ipotesi di cui sopra, è stato condotto un modello di regressione multipla già ampiamente trattato durante la ricerca, sia dal punto di vista teorico che nell'ambito dei test delle ipotesi. Pertanto, senza ripetere informazioni ridondanti, è possibile analizzare direttamente il *model fit* (Appendice 15). In questo caso $R_{adjusted}^2 = 0,651$ suggerisce che il modello possiede una buona capacità di adattamento ai dati, spiegando il 65,1% della varianza della DV *continuance intention*. Attraverso il test-F si rigetta l'ipotesi nulla riferita alla non significatività di tutti i coefficienti *beta* ed è pertanto possibile ammettere che almeno uno di questi sia diverso da 0 ($F = 60,758$ e

$p\text{-value} = 0$). Inoltre, il modello non risulta possedere problemi di multicollinearità, dato che tutti i coefficienti VIF sono inferiori a 2,8. Osservando i risultati dei t-test (Appendice 16), si ha che 3 delle 5 variabili risultano statisticamente significative, tra cui *satisfaction*, *quantified self intensity* e *perceived value*. La prima presenta un valore di t uguale a 4,200 e una probabilità associata pari a 0, tale per cui è possibile rigettare l'ipotesi nulla e ammettere la significatività del regressore per livelli di confidenza del 95% e del 99%, confermando di conseguenza H8.

Lo stesso discorso è valido per le altre due variabili; in particolare, l'intensità di *quantified self* presenta un valore di $t = 8,096$ e un $p\text{-value} = 0$ e il valore percepito possiede un valore di $t = 4,333$ e una probabilità associata all'ipotesi nulla pari a 0. Pertanto, entrambe risultano statisticamente significative per i medesimi livelli di confidenza osservati in precedenza e quindi risulta possibile supportare le ipotesi di ricerca H14 e H18.

Gli altri due regressori, ossia l'utilità e la facilità d'uso percepite, non risultano significativi. Rispettivamente la *perceived usefulness* ha un valore di $t = 0,310$ e $p\text{-value} = 0,757$ e la *perceived ease of use* ha $t = 0,763$ e $p\text{-value} = 0,447$, pertanto non è possibile rifiutare le relative ipotesi nulle riferite alla non significatività dei coefficienti *beta* e confermare le relative ipotesi di ricerca H6 e H9. Inoltre, è possibile affermare che i risultati relativi ai regressori *satisfaction*, *perceived usefulness* e *perceived ease of use* confermano le evidenze emerse dallo studio di K.D.A. Carrillo et al. (2017).

Alla luce delle considerazioni precedenti è possibile stimare la retta di regressione che, come negli altri modelli già testati, comprende (in rosso) anche i coefficienti b non significativi.

$$\widehat{\text{continuance.int}} = 1,268 + 0,016 \cdot \text{perc.usefulness} + 0,296 \cdot \text{satisfaction} + 0,037 \cdot \text{perc.easeofuse} + 0,671 \cdot \text{QS.high.intensity} + 0,265 \cdot \text{perc.value}$$

Alla luce dei risultati emersi e considerando i soli regressori statisticamente significativi, è possibile affermare che:

- un aumento unitario della *satisfaction* genera un incremento della *continuance intention* pari a 0,296 se le altre variabili rimangono costanti (relazione causale positiva);
- un aumento unitario del *perceived value* genera un incremento della *continuance intention* pari a 0,265 se le altre variabili rimangono costanti (relazione causale positiva);

Come già osservato nel modello di regressione multipla avente come DV l'utilità percepita, è necessario considerare la *quantified self intensity* in modo diverso dalle altre variabili poiché, presentando 2 condizioni indipendenti, risulta una variabile categorica binomiale, la quale deve essere posta all'interno del modello di regressione multipla come variabile *dummy* (variabile dicotomica). Il coefficiente non standardizzato *b* indica quindi la differenza in termini di *continuance intention* tra le due categorie considerate e il suo valore, uguale a 0,671, è relativo alla condizione posta come 1, coincidente con il gruppo alta intensità di *quantified self* (*QS high intensity*). Questo indica che, mantenendo costanti le altre variabili, gli utenti smartwatch che effettuano l'attività di *quantified self* con regolarità (alta intensità) hanno una *continuance intention* maggiore di 0,671 degli utenti che eseguono quest'attività saltuariamente (*QS low intensity*). Seguendo lo stesso principio, nella retta di regressione è stato inserito il valore di *b* relativamente associato alla condizione 1 (*QS high intensity*). Come già osservato nei precedenti modelli di regressione multipla, si osserva il coefficiente standardizzato *beta* per determinare il regressore che genera una maggiore influenza sulla DV, che in questo caso coincide con il valore percepito ($\beta = 0,387$). Di conseguenza, nel mondo reale, le aziende attive nel mercato smartwatch, al fine di influenzare l'intenzione dell'utente di continuare ad utilizzare il dispositivo, dovrebbero cercare di aumentare la percezione di valore correlata al prodotto, tenendo in considerazione che questa si forma a partire dalle diverse considerazioni effettuate dal consumatore, relativamente alla dimensione funzionale, ossia alla performance generale del prodotto, alla dimensione sociale e alla dimensione emotiva.

H15: l'effetto generato dall'intensità di *quantified self* sulla *continuance intention to use* è influenzato dall'*attitudine attiva o sedentaria* degli utenti.

Definito che gli utenti smartwatch che praticano con regolarità l'attività di *quantified self* possiedono una *continuance intention* maggiore di coloro che svolgono la medesima attività in modo sporadico, è possibile osservare se tale relazione possa essere influenzata dall'atteggiamento dell'utente stesso in relazione all'attività fisica. Si ricorda che in questa ricerca l'atteggiamento è stato suddiviso in attivo e sedentario, ricorrendo alla distinzione formulata da WHO, 2010. Per testare la suddetta ipotesi, data la natura delle 2 variabili indipendenti considerate, è stata condotta una *Two-Way-*

ANOVA, la quale verifica simultaneamente l'esistenza dei due *main effect* delle IV sulla DV e l'esistenza di un'interazione delle due IV sulla DV. Più nel dettaglio attraverso questa tecnica si è potuto stimare:

- se la media di *continuance intention* sia diversa in modo significativo per i 2 gruppi della variabile *quantified self intensity*
- se la media di *continuance intention* sia diversa in modo significativo per i 2 gruppi della variabile *attitude active/sedentary*.
- se esiste almeno una media di *continuance intention* diversa in modo significativo per i 4 gruppi rappresentati da tutte le possibili coppie di combinazioni esistenti tra le due variabili, implicando una associazione tra i fattori.

Prima di poter osservare i risultati dell'*ANOVA* è necessario verificare l'assunzione che la varianza interna ai gruppi considerati sia omogenea (*homoscedasticity*), valutabile attraverso il test di Levene. Il test di Levene basato sulla media presenta un valore uguale a 1,865 e una probabilità associata all'ipotesi nulla pari a 0,138, maggiore del livello di significatività ($\alpha = 0,05$) e pertanto non è possibile rigettare quest'ultima ipotesi la quale è riferita all'omogeneità delle varianze *within groups* (Appendice 17). Confermata l'assunzione, è possibile osservare i risultati della *Two-Way-ANOVA* (Appendice 18). Si ricorda che l'*ANOVA* opera attraverso il test-F, il quale valuta l'esistenza di un valore medio della DV diverso in base alle categorie della IV, basandosi sul rapporto tra la varianza tra i gruppi, definita *between groups*, e la varianza interna ai gruppi, definita *within group*. Il primo test-F da osservare è quello relativo al modello corretto, al fine di verificare l'esistenza di almeno un gruppo delle due variabili indipendenti che possieda una media di *continuance intention* diversa dagli altri. In questo caso si ha: $F = 23,958$ e $p\text{-value} = 0$, inferiore a 0,5 (la varianza è testata sempre in modo unidirezionale poiché sempre positiva). Dai risultati sopraccitati è possibile rigettare l'ipotesi nulla riferita alla uguaglianza delle medie della DV per tutti i gruppi considerati. Per comprendere le condizioni di quale IV presentano una differenza statisticamente significativa in termini di valore medio di *continuance intention*, è necessario osservare i *main effect* di entrambe le variabili considerate.

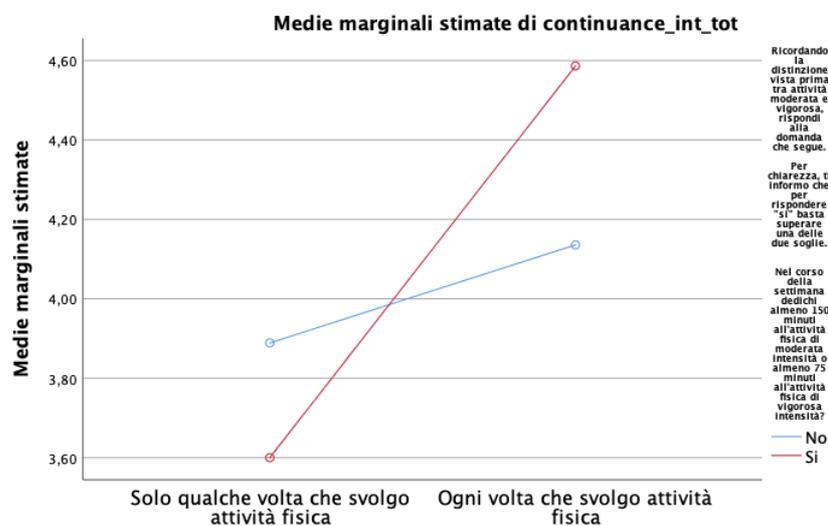
A conferma di quanto risultato dalla regressione multipla precedente, le medie di *continuance intention* per i gruppi di *quantified self* presentano una differenza statistica in termini di *continuance intention* ($F = 21,023$ e $p\text{-value} = 0$). Più nel dettaglio si ha che gli utenti che svolgono con regolarità (*QS high intensity*) l'attività di *quantified self* possiedono una media di *continuance intention* pari a 4,4963, diversa in modo

statisticamente significativo e maggiore della media di *continuance intention* degli utenti che praticano l'attività di *quantified self* in modo saltuario (*QS low intensity*), la quali è pari a 3,6667, avvalorando l'ipotesi di ricerca H14 già confermata in precedenza.

Il *main effect* relativo all'*attitude active/sedentary* non è statisticamente significativo ($F = 0,361$ e $p\text{-value} = 0,549$), pertanto non è possibile rigettare l'ipotesi nulla per la quale le medie di DV per i due gruppi (atteggiamenti) considerati sono uguali (media_active = 4,3268 e media_sedentary = 4,0909).

Osservando l'interazione tra le variabili è possibile notare che questa sia statisticamente significativa ($F = 7,558$ e $p\text{-value} = 0,007$). Il grafico in figura 3.17 mostra quindi l'esistenza di una *disordinal crossover interaction*, che si verifica quando si incrociano le rette che congiungono i valori medi della variabile dipendente in base ai gruppi considerati. In questo caso, avendo 4 possibili combinazioni, date dal prodotto tra i 2 gruppi delle diverse IV, si avranno due rette passanti per due punti ciascuna.

Figura 3.17 Disordinal Crossover Interaction



Dal medesimo grafico quindi si osserva che l'incrocio tra le rette si ottiene poiché i gruppi degli utenti con atteggiamento attivo possiedono il valore medio di *continuance intention* più alto, nel caso in cui svolgono l'attività di *quantified self* con regolarità, e, allo stesso tempo, possiedono il valore medio di *continuance intention* più basso, nel caso in cui praticano il monitoraggio tramite smartwatch in modo saltuario.

Solitamente, quando una *disordinal crossover interaction* è significativa è possibile che i *main effect* delle due variabili siano leggermente distorti.

Nel caso specifico di questo studio però il test dell'ipotesi H14, relativo all'esistenza di una relazione significativa tra la IV *quantified self* e la DV *continuance intention* è già stato condotto attraverso la regressione multipla, quindi è possibile affermare che l'interazione non offuschi questo risultato.

Alla luce delle suddette considerazioni, è possibile quindi supportare l'ipotesi di ricerca H15, ammettendo che l'*attitude active/sedentary* dell'utente generi un effetto di moderazione tra l'intensità di *quantified self* e la *continuance intention to use* di uno smartwatch. Più nello specifico, un *user* considerato fisicamente attivo e che svolge con regolarità l'attività di *quantified self* possiede una *continuance intention* maggiore rispetto agli altri gruppi considerati:

- $media_highQS_active = 4,5864 > 4,1358$ ($media_highQS_sedentary$);
- $media_highQS_active = 4,5864 > 3,6000$ ($media_lowQS_active$);
- $media_highQS_active = 4,5864 > 3,8889$ ($media_lowQS_sedentary$).

H16: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *perceived value*.

L'ultimo test è stato condotto mediante un modello di regressione lineare semplice volto a valutare la significatività della relazione lineare tra le due variabili considerate dove la IV è rappresentata dalla *dependency* e la DV dal *perceived value*.

Osservando il *model fit* (appendice 19) si ha: $R^2 = 0,233$, indicando che la *dependency* spiega il 23,3% della varianza della variabile *perceived value*, e il test-F mostra l'esistenza di un coefficiente *beta* significativo ($F = 64,847$ e $p-value = 0$). Risulta quindi possibile osservare i risultati statistici relativi al regressore (Appendice 20) che dimostrano l'esistenza di una relazione causale significativa tra le variabili, per livelli di confidenza sia del 95% che del 99% ($t = 8,053$ e $p-value = 0$). Pertanto, è possibile rigettare l'ipotesi nulla e supportare l'ipotesi di ricerca H16.

L'equazione della retta di regressione sarà:

$$perc. value = 2,942 + 0,319 \cdot dependency$$

Nel caso in analisi, un incremento unitario della *dependency* provoca un aumento uguale a 0,319 del *perceived value*. Concludendo, il valore di *beta* della *dependency* è uguale a 0,319.

In sintesi, delle 20 ipotesi totali, solo 6 non sono state confermate. Per maggiore chiarezza, è possibile osservare la figura 3.18, la quale sintetizza i diversi coefficienti e parametri osservati per determinare la significatività statistica delle relazioni ipotizzate.

Figura 3.18 I risultati finali delle analisi statistiche

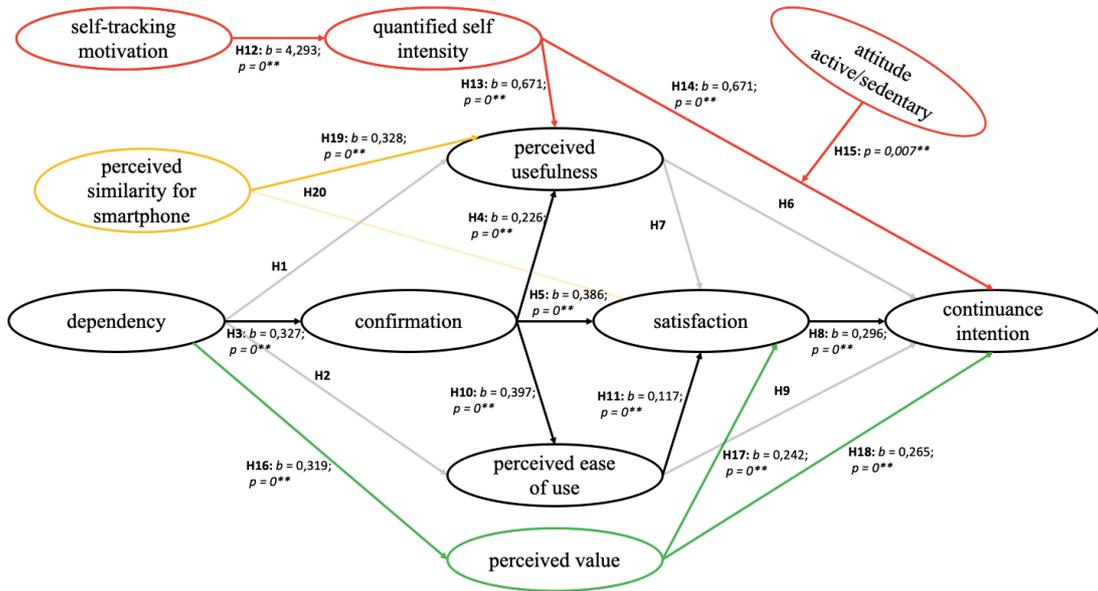
<i>Ipotesi di ricerca</i>	<i>t/Wald/ F</i>	<i>p-value</i>	<i>b</i>
H1: DP→PU	<i>t</i> = 0,357	0,721	b = 0,013
H2: DP→PEU	<i>t</i> = 0,562	0,575	b = 0,024
H3: DP→CO	<i>t</i> = 6,700	0**	b = 0,327
H4: CO→PU	<i>t</i> = 4,552	0**	b = 0,226
H5: CO→ST	<i>t</i> = 8,433	0**	b = 0,386
H6: PU→CI	<i>t</i> = 0,310	0,757	b = 0,016
H7: PU→ST	<i>t</i> = 0,699	0,505	b = 0,031
H8: ST→CI	<i>t</i> = 4,200	0**	b = 0,296
H9: PEU→CI	<i>t</i> = 0,763	0,447	b = 0,037
H10: CO→PEU	<i>t</i> = 7,428	0**	b = 0,397
H11: PEU→ST	<i>t</i> = 2,784	0**	b = 0,117
H12: STM→QSI	<i>Wald</i> = 25,197	0**	b = 4,293
H13: QSHI→PU	<i>t</i> = 4,524	0**	b = 0,451
H14: QSHI→CI	<i>t</i> = 8,096	0**	b = 0,671
H15: H14 MOD ATT	<i>F</i> = 7,558	0,007**	/
H16: DP→PV	<i>t</i> = 8,053	0**	b = 0,319
H17: PV→ST	<i>t</i> = 4,244	0**	b = 0,242
H18: PV→CI	<i>t</i> = 4,333	0**	b = 0,265
H19: PS→PU	<i>t</i> = 7,814	0**	b = 0,328
H20: PS→ST	<i>t</i> = 0,866	0,387	b = 0,030

**sign: 99% ($p < 0,01$)

*sign: 95% ($p < 0,05$)

Riprendendo il modello concettuale, sviluppato nel secondo capitolo, è possibile evidenziare le relazioni significative, riportando i valori dei coefficienti *b* non standardizzati, che indicano l'influenza apportata dalla IV sulla DV, e i *p-value*, indicanti il grado di significatività della relazione (figura 3.19). Come per la figura 3.17, un asterisco indica che l'ipotesi è confermata per un livello di significatività del 95% e due asterischi indicano che l'ipotesi è confermata per livelli di significatività del 99%.

Figura 3.19 Il modello concettuale e le relazioni significative



3.6 Discussione dei risultati

Il mondo IoT prosegue nella sua rapida evoluzione ed espansione attraverso la creazione di nuove tecnologie, le quali consentono di generare molteplici nuovi dispositivi e di apportare considerevoli miglioramenti alle funzionalità di quelli esistenti. In questo contesto, naturalmente, rientrano gli *ubiquitous media system*, complessi sistemi multimediali multiuso e multi-contesto, che hanno radicalmente cambiato la vita della maggior parte delle persone presenti al mondo.

Considerando l'importanza e l'impatto sociale di questi dispositivi, è stato necessario rivisitare con urgenza la comprensione dei comportamenti dei consumatori in relazione a questi nuovi oggetti, attraverso teorie in grado di comprenderne la loro complessa natura. In quest'ottica, un passo fondamentale è stato mosso dalla ricerca "An investigation of the role of dependency in predicting continuance intention to use ubiquitous media systems: Combining a media system perspective with expectation-confirmation theories" (K.D.A. Carillo, S. Scornavacca e E. Za, 2017), nella quale gli autori hanno combinato la teoria della *media system dependency* (S.J. Ball-Rokeach e M.L. DeFleur, 1976) con l'*IS continuance model* (A. Bhattacharjee, 2001).

Con il presente studio si è cercato di aggiungere un ulteriore tassello al puzzle, partendo dalla convinzione che, seppur facenti appartenenti alla stessa categoria, ogni dispositivo possiede caratteristiche e funzionalità che lo contraddistinguono e che, pertanto, risulta corretto esplorare i comportamenti e le modalità d'uso degli utenti di ciascun *device* attraverso un modello concettuale ad-hoc. Proprio per questo motivo, nel corso di questa ricerca, l'attenzione è stata focalizzata su un unico sistema multimediale, ossia lo smartwatch.

Partendo da alcune tecniche di *text mining*, utili a ricercare e comprendere alcuni dei *driver* reputati essenziali dai consumatori nell'utilizzo del proprio orologio digitale, il documento ha analizzato le possibili relazioni esistenti tra i costrutti, al fine di fornire una visione dettagliata e specifica delle motivazioni che spingono gli utenti a continuare ad utilizzare il proprio smartwatch.

Come già anticipato nel paragrafo precedente, 14 delle 20 ipotesi di ricerca sono state confermate dalle evidenze emerse in sede di analisi, decretando un risultato piuttosto soddisfacente. Si ricorda che lo scopo della ricerca era relativo alla duplice estensione del modello della *continuance intention to use* di Carillo et al. (2017) prevedendo, da un lato l'inserimento di nuovi costrutti mediante alcune tecniche di *text mining*, e dall'altro la sostituzione dell'*ubiquitous media system* per la raccolta dei dati empirici, ossia del dispositivo sulla base del quale testare il modello concettuale.

Sebbene la maggior parte delle ipotesi di ricerca siano state confermate dai risultati, l'estensione del modello ad un'ulteriore tassonomia di sistema multimediale è parzialmente riuscita. Difatti, alcune relazioni emerse come significative per lo smartphone, nella ricerca di Carillo et al. (2017), non sono state confermate per lo smartwatch. In particolare, due delle ipotesi non supportate dai risultati, sono relative alla *dependency*, costrutto la cui integrazione nel modello è dovuta ad un'intuizione della ricerca sopracitata, denotando che probabilmente la dipendenza razionale, che motiva l'individuo verso il raggiungimento dei propri obiettivi, non sia propriamente adatta a tutti i dispositivi multimediali. Analizzando le singole dimensioni della *dependency*, è possibile constatare che alcune di queste, come *action orientation* e *interaction orientation* non rispecchino totalmente i comportamenti di utilizzo degli utenti e le funzionalità che il dispositivo possiede. Questo perché molti degli smartwatch esistenti, seppur in grado di connettersi alla rete Internet, sono comunque subordinati ad un hardware di riferimento e non possiedono la capacità di collegarsi ad un motore di ricerca per permettere all'utente di navigare sul Web. Questo potrebbe

probabilmente essere uno dei motivi per il quale tale variabile non presenta un effetto significativo sull'utilità e sulla facilità d'uso percepite dagli utenti. Altro risultato che non conferma le evidenze pregresse è quello relativo alla relazione tra l'utilità percepita e la soddisfazione del consumatore. In accordo invece con quanto emerso dallo studio di Carillo et al. (2017), l'utilità e la facilità d'uso percepite non influenzano l'intenzione di continuare ad utilizzare un dispositivo multimediale, indipendentemente dalla tipologia di *device* utilizzato (i.e. smartphone o smartwatch). L'altro aspetto dell'estensione, ossia quello relativo all'inserimento di nuovi costrutti, ha restituito degli ottimi risultati. Tutte le nuove variabili integrate possiedono relazioni significative con i costrutti già presenti nel modello originale di Carillo et al., (2017), decretando quindi una buona riuscita dell'interpretazione degli insight ritrovati in seguito all'utilizzo delle diverse tecniche di *text mining* sulle recensioni dei consumatori. L'unica relazione non significativa, delle 9 relative ai costrutti integrati, è quella tra *perceived similarity* e *satisfaction*, suggerendo che la similarità e quindi l'indipendenza dello smartwatch dall'hardware di riferimento è un concetto in evoluzione ma non totalmente portato a compimento. I marketer del mondo IoT e smartwatch potrebbero concentrare la loro attenzione sulla riduzione del gap esistente tra i due *device*, attualmente complementari in termini di funzionalità. Questo potrebbe fare in modo che il prodotto venga percepito come maggiormente simile allo smartphone e anche di maggior valore, rendendo quindi il consumatore ancor più soddisfatto ed invogliandolo di conseguenza a continuare ad utilizzare il proprio dispositivo.

Come già accennato in precedenza, al fine di comprendere in maniera dettagliata i comportamenti degli utenti a riguardo di un dispositivo, è di vitale importanza chiarire in prima battuta quali sono gli aspetti più importanti del prodotto stesso. Gli smartwatch, sin dalle prime generazioni, hanno in parte puntato sul monitoraggio dei dati e sull'autovalutazione in seguito alle sessioni di attività fisica, anche se questa caratteristica era maggiormente attribuibile agli *smart wristband*. Con il passare del tempo anche i brand più famosi e celebri del mercato della telefonia mobile, operanti nel segmento smartwatch come Apple e Samsung, hanno compreso l'importanza di questa funzionalità dirottando i loro progetti di ricerca e sviluppo, nonché le strategie di advertising verso questa direzione, al fine di rendere disponibile un orologio digitale in grado di svolgere con precisione questa azione essenziale.

Per quanto una funzione possa essere importante, occorre sempre tenere in considerazione la natura dell'utilizzatore. In relazione a questo, un'altra importante evidenza emersa in sede di analisi, è la significatività della moderazione, derivante dall'atteggiamento del consumatore a riguardo dell'attività fisica, sulla relazione esistente tra *quantified self intensity* e *continuance intention*. Gli utenti che praticano attività di *quantified self* hanno in generale una *continuance intention* maggiore di coloro che non praticano l'attività e inoltre, adempiere a questo compito con regolarità, ossia con elevata intensità, genera una maggiore intenzione di continuare ad utilizzare il dispositivo rispetto allo svolgimento dell'attività in modo saltuario. Allo stesso tempo è anche vero che quest'ultima differenza è ancor più evidente se l'individuo possiede una *active attitude*, ossia se svolga attività fisica in modo regolare nel corso della settimana. Queste importanti evidenze potrebbero essere utili alle aziende operanti nel mercato degli smartwatch, suggerendo loro di investire maggiormente o comunque di continuare ad investire per migliorare la funzionalità che permette all'utente di effettuare *self-tracking*. Allo stesso tempo le aziende potrebbero puntare fortemente sull'advertising relativo al *quantified self*, soprattutto per i consumatori più sportivi, al fine di generare in essi una maggiore intenzione di continuare ad utilizzare il dispositivo e perché no anche una maggiore *loyalty* nei confronti del prodotto e del brand stesso.

3.6.1 I limiti dello studio e gli spunti per ricerche future

Concludendo, risulta opportuno anche considerare quali siano i limiti presenti nella ricerca. Una delle limitazioni di questo studio risiede nel disequilibrio del campione in relazione agli utenti che praticano attività di *quantified self* (161 rispondenti) e coloro che non la praticano (55 rispondenti). Allo stesso tempo la medesima disparità si presenta all'interno del sottogruppo dei consumatori che praticano l'attività sopracitata, dove, la maggior parte di questi, effettua l'auto-valutazione con elevata intensità (126 rispondenti) anziché con bassa intensità (25 rispondenti). Sarebbe quindi opportuno verificare nuovamente le ipotesi di ricerca cercando di equilibrare il campione mantenendo allo stesso tempo un metodo di campionamento di natura probabilistica poiché più adatto a ricerche di natura conclusiva. Ricerche future infatti potrebbero concentrarsi esclusivamente sulle relazioni derivanti dal *quantified self* e operare attraverso un metodo di campionamento probabilistico e stratificato, mediante il quale la popolazione viene suddivisa in sottogruppi in base ad un criterio funzionale

alla ricerca, che in questo caso coinciderebbe con l'attività di *quantified self*. Il metodo prevede che il campione venga definito estraendo in maniera randomica gli individui all'interno dei sottogruppi di popolazione creati.

Un altro limite del modello può essere riconducibile ad una difficile estensione dello stesso ad un'ulteriore tipologia di *ubiquitous media system*. Attraverso le tecniche di *text mining* condotte sulle recensioni dei consumatori Apple Watch, sono stati ritrovati costrutti specifici per lo smartwatch, i quali potrebbero non adattarsi perfettamente ad altri dispositivi multimediali. Per testare il modello su un'ulteriore tassonomia di dispositivo IoT, sarebbe quindi opportuno ritrovare costrutti specifici per quel prodotto specifico.

Un altro spunto per studi futuri potrebbe essere collegato alla valutazione e alla comprensione delle cause che non hanno permesso di confermare le due ipotesi relative alla *dependency* e quella relativa alla *perceived similarity for smartphone*. Potrebbe essere interessante anche ripetere il test di verifica di queste ipotesi in futuro e più precisamente quando gli smartwatch godranno di una maggiore autonomia e indipendenza dall'hardware di riferimento al quale sono abbinati.

Infine, potrebbe essere opportuno anche indagare sull'esistenza di alcuni effetti di moderazione nel modello originale derivanti da altri attributi collegati a caratteristiche individuali dei consumatori come ad esempio l'età e/o il genere o altre variabili demografiche.

Conclusione

Nell'era delle iperconnessioni, la tecnologia e la trasformazione digitale diventano parte integrante delle attività svolte da individui, imprese e istituzioni rivoluzionando la società in tutti i suoi aspetti. La crescita esponenziale dell'Internet delle Cose (Internet of Things, IoT) non prevede rallentamenti nei prossimi anni, soprattutto in vista dell'introduzione della tecnologia di connessione mobile 5G, che costituirà un ulteriore impulso all'adozione di dispositivi connessi nella vita quotidiana dei consumatori.

Tra gli *smart object* più popolari rientrano, senza dubbio, gli smartwatch - o orologi intelligenti - che costituiscono un sistema multimediale indossabile in grado di supportare l'utilizzatore attraverso funzioni integrative, complementari e talvolta persino sostitutive degli smartphone. Nonostante la rapida e continua diffusione di tali orologi, i produttori devono confrontarsi con gli alti tassi di abbandono da parte degli acquirenti sollevando l'urgente necessità di individuare e conseguentemente rafforzare le ragioni di continuo utilizzo o, al lato opposto dell'abbandono, di questo specifico prodotto.

Alla luce di tali considerazioni, l'obiettivo primario di questo elaborato è stato quello di esplorare approfonditamente i principali driver dell'intenzione di continuare ad utilizzare uno smartwatch, secondo le opinioni di attuali utilizzatori di questo *ubiquitous media system*.

Dopo aver esplorato nel corso del primo capitolo il fenomeno dell'IoT e dei dispositivi intelligenti indossabili, è stata condotta un'analisi di *text mining* sulle recensioni degli acquirenti di Apple Watch individuando le caratteristiche ritenute più importanti dagli utenti: la possibilità di usufruire di funzionalità di monitoraggio della propria attività (i.e. *quantified self*), il valore percepito e la similarità con lo smartphone. Tali costrutti sono quindi stati inseriti come nuove variabili nel modello teorico della *continuance intention to use* (Carillo, Scornavacca e Za, 2017) inizialmente sviluppato dagli autori nell'analisi dell'uso degli smartphone e, in questo lavoro, applicato in estensione all'uso degli smartwatch.

I risultati delle analisi statistiche, condotte su un campione di 216 utilizzatori di smartwatch, hanno sottolineato l'importanza del considerare le peculiarità di ciascun *ubiquitous media system* nel condurre studi riguardo le preferenze d'uso dei

consumatori. Infatti, sebbene il modello è risultato valido ed efficace anche nello spiegare il ruolo della maggior parte dei costrutti e delle relazioni precedentemente ipotizzate, l'influenza della *dependency*, definita come il grado di dipendenza razionale verso un dispositivo multimediale che motiva l'individuo verso il raggiungimento dei propri obiettivi, non è stata totalmente confermata nel caso degli smartwatch.

Dall'altra parte, l'introduzione dei nuovi costrutti ha condotto a risultati interessanti e significativi: gli orologi intelligenti vanno a costituire un particolare tipo di strumento digitale la cui funzionalità va ben oltre la capacità di indicare l'ora ai suoi utilizzatori o la possibilità di consultare le notifiche, inviare sms o effettuare telefonate, tramite il proprio polso. Gli smartwatch, infatti, sin dalle prime generazioni, hanno valorizzato la possibilità per gli utenti di monitorare le proprie attività di allenamento, nonostante non fosse inizialmente considerata la principale funzione dell'oggetto. I risultati delle analisi, condotte, hanno confermato l'importanza di tale caratteristica che, anche per i non utilizzatori, sembra essere particolarmente attrattiva nel valutare la possibilità di acquistare uno smartwatch.

In conclusione, questa ricerca, pur non esente da limitazioni, contribuisce ad estendere la comprensione delle motivazioni che spingono un consumatore ad adottare un dispositivo smartwatch per un periodo di tempo prolungato, confermando il ruolo cruciale della possibilità di ricevere feedback quantificati riguardo la propria salute.

In un'epoca caratterizzata dall'evoluzione dei servizi essenziali attraverso l'aggiunta di componenti *smart*, questa funzionalità sembra suggerire che tali dispositivi, raggiungendo un ampio livello di diffusione, potranno persino svolgere un ruolo cruciale nel progresso del sistema sanitario, andando a configurarsi come sistemi multimediali che guidano i consumatori verso nuove e più sane abitudini.

Appendice

Appendice 1: Affidabilità delle scale di misurazione

```
RELIABILITY
/VARIABLES=Motivation_05_1 Motivation_05_2 Motivation_05_3 Motivation_05_4 Motivation_05_5
Motivation_05_6 Motivation_05_7 Motivation_05_8 Motivation_05_9 Motivation_05_10 Motivation_05_11
Motivation_05_12 Motivation_05_13 Motivation_05_14
/SCALE('ALL_VARIABLES') ALL
/MODEL=ALPHA
/SUMMARY=TOTAL.
```

Affidabilità

Scala: ALL VARIABLES

Riepilogo elaborazione casi

		N	%
Casi	Valido	161	51,1
	Escluso ^a	154	48,9
Totale		315	100,0

a. Eliminazione listwise basata su tutte le variabili nella procedura.

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	N. di elementi
,940	14

```
RELIABILITY
/VARIABLES=Confirmation_1 Confirmation_2 Confirmation_3
/SCALE('ALL_VARIABLES') ALL
/MODEL=ALPHA
/SUMMARY=TOTAL.
```

Affidabilità

Scala: ALL VARIABLES

Riepilogo elaborazione casi

		N	%
Casi	Valido	216	68,6
	Escluso ^a	99	31,4
Totale		315	100,0

a. Eliminazione listwise basata su tutte le variabili nella procedura.

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	N. di elementi
,859	3

```
RELIABILITY
/VARIABLES=perceived_ease_use_1 perceived_ease_use_2 perceived_ease_use_3 perceived_ease_use_4
perceived_ease_use_5 perceived_ease_use_6
/SCALE('ALL_VARIABLES') ALL
/MODEL=ALPHA
/SUMMARY=TOTAL.
```

Affidabilità

Scala: ALL VARIABLES

Riepilogo elaborazione casi

		N	%
Casi	Valido	216	68,6
	Escluso ^a	99	31,4
Totale		315	100,0

a. Eliminazione listwise basata su tutte le variabili nella procedura.

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	N. di elementi
,852	6

```
RELIABILITY
/VARIABLES=Perceived_similarity_1 Perceived_similarity_2 Perceived_similarity_3
Perceived_similarity_4
/SCALE('ALL_VARIABLES') ALL
/MODEL=ALPHA
/SUMMARY=TOTAL.
```

Affidabilità

Scala: ALL VARIABLES

Riepilogo elaborazione casi

		N	%
Casi	Valido	216	68,6
	Escluso ^a	99	31,4
Totale		315	100,0

a. Eliminazione listwise basata su tutte le variabili nella procedura.

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	N. di elementi
,916	4

```
RELIABILITY
/VARIABLES=dependency_1 dependency_2 dependency_3 dependency_4 dependency_5 dependency_6
dependency_7 dependency_8 dependency_9 dependency_10 dependency_11 dependency_12 dependency_13
dependency_14 dependency_15 dependency_16 dependency_17 dependency_18
/SCALE('ALL_VARIABLES') ALL
/MODEL=ALPHA
/SUMMARY=TOTAL.
```

Affidabilità

Scala: ALL VARIABLES

Riepilogo elaborazione casi

		N	%
Casi	Valido	216	68,6
	Escluso ^a	99	31,4
Totale		315	100,0

a. Eliminazione listwise basata su tutte le variabili nella procedura.

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	N. di elementi
,971	18

```
RELIABILITY
/VARIABLES=Perceived_usefulness_1 Perceived_usefulness_2 Perceived_usefulness_3
Perceived_usefulness_4
/SCALE('ALL_VARIABLES') ALL
/MODEL=ALPHA
/SUMMARY=TOTAL.
```

Affidabilità

Scala: ALL VARIABLES

Riepilogo elaborazione casi

		N	%
Casi	Valido	216	68,6
	Escluso ^a	99	31,4
Totale		315	100,0

a. Eliminazione listwise basata su tutte le variabili nella procedura.

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	N. di elementi
,854	4

```
RELIABILITY
/VARIABLES=satisfaction_1 satisfaction_2 satisfaction_3 satisfaction_4
/SCALE('ALL_VARIABLES') ALL
/MODEL=ALPHA
/SUMMARY=TOTAL.
```

Affidabilità

Scala: ALL VARIABLES

Riepilogo elaborazione casi

		N	%
Casi	Valido	216	68,6
	Escluso ^a	99	31,4
Totale		315	100,0

a. Eliminazione listwise basata su tutte le variabili nella procedura.

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	N. di elementi
,885	4

```
RELIABILITY
/VARIABLES=perceived_value_1 perceived_value_2 perceived_value_3 perceived_value_4
perceived_value_5 perceived_value_6 perceived_value_7 perceived_value_8 perceived_value_9
perceived_value_10 perceived_value_11 perceived_value_12 perceived_value_13 perceived_value_14
perceived_value_15 perceived_value_16 perceived_value_17 perceived_value_18 perceived_value_19
/SCALE('ALL_VARIABLES') ALL
/MODEL=ALPHA
/SUMMARY=TOTAL.
```

Affidabilità

Scala: ALL VARIABLES

Riepilogo elaborazione casi

		N	%
Casi	Valido	216	68,6
	Escluso ^a	99	31,4
Totale		315	100,0

a. Eliminazione listwise basata su tutte le variabili nella procedura.

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	N. di elementi
,914	19

```

RECODE perceived_value_4 perceived_value_5 (1=5) (2=4) (3=3) (4=2) (5=1).
EXECUTE.
RELIABILITY
/VARIABLES=perceived_value_1 perceived_value_2 perceived_value_3 perceived_value_4
perceived_value_5 perceived_value_6 perceived_value_7 perceived_value_8 perceived_value_9
perceived_value_10 perceived_value_11 perceived_value_12 perceived_value_13 perceived_value_14
perceived_value_15 perceived_value_16 perceived_value_17 perceived_value_18 perceived_value_19
/SCALE('ALL VARIABLES') ALL
/MODEL=ALPHA
/SUMMARY=TOTAL.

```

Affidabilità

Scala: ALL VARIABLES

Riepilogo elaborazione casi

	N	%
Casi Validi	216	68,6
Escluso ^a	99	31,4
Totale	315	100,0

a. Eliminazione listwise basata su tutte le variabili nella procedura.

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	N. di elementi
,941	19

```

RECODE continuance_intentio_2 (1=5) (2=4) (3=3) (4=2) (5=1).
EXECUTE.
RELIABILITY
/VARIABLES=continuance_intentio_1 continuance_intentio_2 continuance_intentio_3
/SCALE('ALL VARIABLES') ALL
/MODEL=ALPHA
/SUMMARY=TOTAL.

```

Affidabilità

Scala: ALL VARIABLES

Riepilogo elaborazione casi

	N	%
Casi Validi	216	68,6
Escluso ^a	99	31,4
Totale	315	100,0

a. Eliminazione listwise basata su tutte le variabili nella procedura.

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach	N. di elementi
,803	3

```

RELIABILITY
/VARIABLES=continuance_intentio_1 continuance_intentio_2 continuance_intentio_3
/SCALE('ALL VARIABLES') ALL
/MODEL=ALPHA
/SUMMARY=TOTAL.

```

Affidabilità

Scala: ALL VARIABLES

Riepilogo elaborazione casi

	N	%
Casi Validi	216	68,6
Escluso ^a	99	31,4
Totale	315	100,0

a. Eliminazione listwise basata su tutte le variabili nella procedura.

Statistiche di affidabilità

Alpha di Cronbach ^a	N. di elementi
-,483	3

Appendice 2: Correlazione tra variabili con variabili continue

Correlazioni

		ST_motivatio n_tot	dependency_ tot	confirmation_ tot	perc_usefuln ess_tot	perc_easeofu se_tot	satisfaction_t ot	perc_similarit v_tot	perc_value_t ot	continuance_ int_tot
ST_motivatio n_tot	Correlazione di Pearson	1	,328**	,298**	,429**	,217**	,268**	,246**	,310**	,475**
	Sign. (a due code)		,000	,000	,000	,006	,001	,002	,000	,000
	N	161	161	161	161	161	161	161	161	161
dependency_ tot	Correlazione di Pearson	,328**	1	,416**	,420**	,238**	,354**	,552**	,482**	,297**
	Sign. (a due code)	,000		,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
	N	161	216	216	216	216	216	216	216	216
confirmation_ tot	Correlazione di Pearson	,298**	,416**	1	,610**	,500**	,806**	,532**	,744**	,619**
	Sign. (a due code)	,000	,000		,000	,000	,000	,000	,000	,000
	N	161	216	216	216	216	216	216	216	216
perc_usefulness_ tot	Correlazione di Pearson	,429**	,420**	,610**	1	,302**	,569**	,712**	,589**	,562**
	Sign. (a due code)	,000	,000	,000		,000	,000	,000	,000	,000
	N	161	216	216	216	216	216	216	216	216
perc_easeofuse_ tot	Correlazione di Pearson	,217**	,238**	,500**	,302**	1	,542**	,286**	,543**	,423**
	Sign. (a due code)	,006	,000	,000	,000		,000	,000	,000	,000
	N	161	216	216	216	216	216	216	216	216
satisfaction_ tot	Correlazione di Pearson	,268**	,354**	,806**	,569**	,542**	1	,534**	,754**	,681**
	Sign. (a due code)	,001	,000	,000	,000	,000		,000	,000	,000
	N	161	216	216	216	216	216	216	216	216
perc_similarity_ tot	Correlazione di Pearson	,246**	,552**	,532**	,712**	,286**	,534**	1	,598**	,417**
	Sign. (a due code)	,002	,000	,000	,000	,000	,000		,000	,000
	N	161	216	216	216	216	216	216	216	216
perc_value_ tot	Correlazione di Pearson	,310**	,482**	,744**	,589**	,543**	,754**	,598**	1	,653**
	Sign. (a due code)	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000		,000
	N	161	216	216	216	216	216	216	216	216
continuance_ int_tot	Correlazione di Pearson	,475**	,297**	,619**	,562**	,423**	,681**	,417**	,653**	1
	Sign. (a due code)	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	
	N	161	216	216	216	216	216	216	216	216

** . La correlazione è significativa a livello 0,01 (a due code).

Appendice 3: test-t a campioni indipendenti

DV = *perceived usefulness*

IV = *quantified self (Si/No)*

```

T-TEST GROUPS=05_si_no(1 0)
/MISSING=ANALYSIS
/VARIABLES=perc_usefulness_tot
/CRITERIA=CI(.95).

```

Test t

Statistiche gruppo

Utilizzi lo smartwatch per monitorare i risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica che svolgi?

	N	Media	Deviazione std.	Media errore standard
perc_usefulness_tot	161	4,0497	,71141	,05607
	37	3,6622	1,04286	,17145

Test campioni indipendenti

Test di Levene per l'uguaglianza delle varianze

	F	Sign.	t	gl	Sign. (a due code)	Differenza della media	Differenza errore standard	Intervallo di confidenza della differenza di 95%
perc_usefulness_tot	17,680	,000	2,715	196	,007	,38753	,14273	,10604 66901
			2,148	43,999	,037	,38753	,18038	,02399 ,75106

Test t per l'uguaglianza delle medie

Appendice 4: test-t a campioni indipendenti

DV = *continuance intention*

IV = *quantified self (Si/No)*

```
T-TEST GROUPS=05_ci_no(1 0)
/MISSING=ANALYSIS
/VARIABLES=continuance_int_tot
/CRITERIA=CI(.95).
```

Test t

Statistiche gruppo				
Utilizzi lo smartwatch per monitorare i risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica che svolgi?				
	N	Media	Deviazione std.	Media errore standard
continuance_int_tot	Si	161	4,3623	,62737
	No	37	3,9189	,71753

Test campioni indipendenti										
Test di Levene per l'uguaglianza delle varianze					Test t per l'uguaglianza delle medie					
		F	Sign.	t	gl	Sign. (a due code)	Differenza della media	Differenza errore standard	Intervallo di confidenza della differenza di 95%	
									Inferiore	Superiore
continuance_int_tot	Varianze uguali presunte	,703	,403	3,771	196	,000	,44340	,11757	,21153	,67526
	Varianze uguali non presunte			3,467	49,418	,001	,44340	,12790	,18642	,70038

Appendice 5: model fit regressione lineare multipla

DV = *perceived usefulness*

IV = *dependency, confirmation, quantified self intensity, perceived similarity for smartphone*

Riepilogo del modello

Modello	R	R-quadro	R-quadro adattato	Errore std. della stima
1	,777 ^a	,603	,593	,45380

a. Predittori: (costante), perc_similarity_tot, Con che frequenza utilizzi lo smartwatch per monitorare i risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica?, confirmation_tot, dependency_tot

ANOVA^a

Modello		Somma dei quadrati	gl	Media quadratica	F	Sign.
1	Regressione	48,852	4	12,213	59,304	,000 ^b
	Residuo	32,126	156	,206		
	Totale	80,977	160			

a. Variabile dipendente: perc_usefulness_tot

b. Predittori: (costante), perc_similarity_tot, Con che frequenza utilizzi lo smartwatch per monitorare i risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica?, confirmation_tot, dependency_tot

Appendice 6: coefficienti della regressione lineare multipla

DV = *perceived usefulness*

IV = *dependency, confirmation, quantified self intensity, perceived similarity for smartphone*

Coefficienti^a

Modello		Coefficienti non standardizzati		Coefficienti standardizzati	t	Sign.	Statistiche di collinearità	
		B	Errore standard				Tolleranza	VIF
1	(Costante)	1,585	,179		8,876	,000		
	dependency_tot	,013	,037	,023	,358	,721	,635	1,574
	confirmation_tot	,226	,050	,282	4,552	,000	,663	1,509
	Con che frequenza utilizzi lo smartwatch per monitorare i risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica?	,451	,100	,234	4,524	,000	,950	1,052
	perc_similarity_tot	,329	,042	,522	7,814	,000	,570	1,755

a. Variabile dipendente: perc_usefulness_tot

Appendice 7: model fit regressione lineare multipla

DV = *perceived ease of use*

IV = *dependency, confirmation*

Riepilogo del modello

Modello	R	R-quadro	R-quadro adattato	Errore std. della stima
1	,501 ^a	,251	,244	,65217

a. Predittori: (costante), confirmation_tot, dependency_tot

ANOVA^a

Modello		Somma dei quadrati	gl	Media quadratica	F	Sign.
1	Regressione	30,341	2	15,171	35,668	,000 ^b
	Residuo	90,595	213	,425		
	Totale	120,936	215			

a. Variabile dipendente: perc_easeofuse_tot

b. Predittori: (costante), confirmation_tot, dependency_tot

Appendice 8: coefficienti della regressione lineare multipla

DV = *perceived ease of use*

IV = *dependency, confirmation*

Coefficienti^a

Modello		Coefficienti non standardizzati		Coefficienti standardizzati		Statistiche di collinearità		
		B	Errore standard	Beta	t	Sign.	Tolleranza	VIF
1	(Costante)	2,731	,196		13,942	,000		
	dependency_tot	,024	,042	,037	,562	,575	,827	1,210
	confirmation_tot	,397	,053	,485	7,428	,000	,827	1,210

a. Variabile dipendente: perc_easeofuse_tot

Appendice 9: model fit regressione lineare semplice

DV = *confirmation*

IV = *dependency*

Riepilogo del modello

Modello	R	R-quadro	R-quadro adattato	Errore std. della stima
1	,416 ^a	,173	,170	,83397

a. Predittori: (costante), dependency_tot

ANOVA^a

Modello		Somma dei quadrati	gl	Media quadratica	F	Sign.
1	Regressione	31,226	1	31,226	44,896	,000 ^b
	Residuo	148,840	214	,696		
	Totale	180,066	215			

a. Variabile dipendente: confirmation_tot

b. Predittori: (costante), dependency_tot

Appendice 10: coefficiente della regressione lineare semplice

DV = *confirmation*

IV = *dependency*

Coefficienti^a

Modello		Coefficienti non standardizzati		Coefficienti standardizzati		t	Sign.
		B	Errore standard	Beta			
1	(Costante)	3,035	,140			21,632	,000
	dependency_tot	,327	,049	,416		6,700	,000

a. Variabile dipendente: confirmation_tot

Appendice 11: model fit regressione lineare multipla

DV = *satisfaction*

IV = *perceived usefulness, perceived ease of use, confirmation, perceived value, perceived similarity for smartphone*

Riepilogo del modello

Modello	R	R-quadro	R-quadro adattato	Errore std. della stima
1	,846 ^a	,716	,709	,38166

a. Predittori: (costante), perc_similarity_tot, perc_easeofuse_tot, confirmation_tot, perc_usefulness_tot, perc_value_tot

ANOVA^a

Modello		Somma dei quadrati	gl	Media quadratica	F	Sign.
1	Regressione	77,034	5	15,407	105,767	,000 ^b
	Residuo	30,590	210	,146		
	Totale	107,624	215			

a. Variabile dipendente: satisfaction_tot

b. Predittori: (costante), perc_similarity_tot, perc_easeofuse_tot, confirmation_tot, perc_usefulness_tot, perc_value_tot

Appendice 12: coefficienti della regressione lineare multipla

DV = *satisfaction*

IV = *perceived usefulness, perceived ease of use, confirmation, perceived value, perceived similarity for smartphone*

Coefficienti^a

Modello		Coefficienti non standardizzati		Coefficienti standardizzati		Statistiche di collinearità		
		B	Errore standard	Beta	t	Sign.	Tolleranza	VIF
1	(Costante)	1,102	,174		6,333	,000		
	confirmation_tot	,386	,046	,499	8,433	,000	,387	2,585
	perc_usefulness_tot	,031	,047	,038	,669	,504	,416	2,403
	perc_easeofuse_tot	,117	,042	,124	2,784	,006	,678	1,476
	perc_value_tot	,242	,057	,264	4,244	,000	,350	2,855
	perc_similarity_tot	,030	,034	,048	,866	,387	,443	2,258

a. Variabile dipendente: satisfaction_tot

Appendice 13: model fit regressione logistica binomiale

DV = *quantified self intensity*

IV = *self-tracking motivation*

Blocco 0: blocco iniziale

Tabella di classificazione^{a,b}

Ossevato	Con che frequenza utilizzi lo smartwatch per monitorare i risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica?	Solo qualche volta che svolgo attività fisica	Previsto		Percentuale di correttezza
			Solo qualche volta che svolgo attività fisica	Ogni volta che svolgo attività fisica	
Fase 0	Con che frequenza utilizzi lo smartwatch per monitorare i risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica?	Solo qualche volta che svolgo attività fisica	0	26	,0
		Ogni volta che svolgo attività fisica	0	135	100,0
Percentuale globale					83,9

a. La costante è inclusa nel modello.

b. Il valore di divisione è ,500

Blocco 1: Metodo = Inserimento

Test omnibus dei coefficienti del modello

Fase 1	Fase	Chi- quadrato	gl	Sign.
	Fase	89,804	1	,000
	Blocco	89,804	1	,000
	Modello	89,804	1	,000

Riepilogo del modello

Fase	Logaritmo della verosimiglianza -2	R- quadrato di Cox e Snell	R- quadrato di Nagelkerke
1	52,563 ^a	,428	,728

a. Stima terminata all'iterazione numero 8 perché le stime dei parametri sono state modificate in misura inferiore a ,001.

Test di Hosmer e Lemeshow

Fase	Chi- quadrato	gl	Sign.
1	3,743	8	,880

Tabella di classificazione^a

Ossevato	Con che frequenza utilizzi lo smartwatch per monitorare i risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica?	Solo qualche volta che svolgo attività fisica	Previsto		Percentuale di correttezza
			Solo qualche volta che svolgo attività fisica	Ogni volta che svolgo attività fisica	
Fase 1	Con che frequenza utilizzi lo smartwatch per monitorare i risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica?	Solo qualche volta che svolgo attività fisica	20	6	76,9
		Ogni volta che svolgo attività fisica	3	132	97,8
Percentuale globale					94,4

a. Il valore di divisione è ,500

Appendice 14: coefficiente della regressione logistica binomiale

DV = *quantified self intensity*

IV = *self-tracking motivation*

Variabili nell'equazione

Fase 1 ^a		B	S.E.	Wald	gl	Sign.	Exp(B)
	motivationST_tot	4,203	,837	25,197	1	,000	66,875
	Costante	-11,533	2,453	22,115	1	,000	,000

a. Variabili inserite nella fase 1: motivationST_tot.

Appendice 15: model fit regressione lineare multipla

DV = *continuance intention*

IV = *perceived usefulness, perceived ease of use, satisfaction, quantified self intensity, perceived value*

Riepilogo del modello

Modello	R	R-quadro	R-quadro adattato	Errore std. della stima
1	,814 ^a	,662	,651	,37049

a. Predittori: (costante), perc_value_tot, Con che frequenza utilizzi lo smartwatch per monitorare i risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica?, perc_easeofuse_tot, perc_usefulness_tot, satisfaction_tot

ANOVA^a

Modello		Somma dei quadrati	gl	Media quadratica	F	Sign.
1	Regressione	41,700	5	8,340	60,758	,000 ^b
	Residuo	21,276	155	,137		
	Totale	62,976	160			

a. Variabile dipendente: continuance_int_tot

b. Predittori: (costante), perc_value_tot, Con che frequenza utilizzi lo smartwatch per monitorare i risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica?, perc_easeofuse_tot, perc_usefulness_tot, satisfaction_tot

Appendice 16: model fit regressione lineare multipla

DV = *continuance intention*

IV = *perceived usefulness, perceived ease of use, satisfaction, quantified self intensity, perceived value*

Coefficienti^a

Modello		Coefficienti non standardizzati		Coefficienti standardizzati	t	Sign.	Statistiche di collinearità	
		B	Errore standard				Beta	Tolleranza
1	(Costante)	1,268	,215		5,909	,000		
	perc_usefulness_tot	,016	,053	,019	,310	,757	,608	1,645
	satisfaction_tot	,296	,071	,321	4,200	,000	,373	2,683
	perc_easeofuse_tot	,037	,048	,047	,763	,447	,582	1,718
	Con che frequenza utilizzi lo smartwatch per monitorare i risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica?	,671	,083	,395	8,096	,000	,917	1,091
	perc_value_tot	,265	,061	,335	4,333	,000	,364	2,747

a. Variabile dipendente: continuance_int_tot

Appendice 17: Two Way ANOVA: test di Levene

DV = *continuance intention*

IV = *quantified self intensity, attitude active/sedentary*

Test di Levene di eguaglianza delle varianze dell'errore^{a,b}

		Statistica di Levene	gl1	gl2	Sign.
continuance_int_tot	Basato sulla media	1,865	3	157	,138
	Basato sulla mediana	1,175	3	157	,321
	Basato sulla mediana e con il grado di libertà adattato	1,175	3	145,496	,321
	Basato sulla media ritagliata	1,927	3	157	,127

Verifica l'ipotesi nulla che la varianza dell'errore della variabile dipendente sia uguale tra i gruppi.

a. Variabile dipendente: continuance_int_tot

b. Disegno: Intercetta + QS_intensity + att_active_sedentary + QS_intensity * att_active_sedentary

Appendice 18: Two Way ANOVA: i main effect e l'interaction effect

DV = *continuance intention*

IV = *quantified self intensity, attitude active/sedentary*

Test di effetti tra soggetti

Variabile dipendente: *continuance_int_tot*

Origine	Somma dei quadrati di tipo III	gl	Media quadratica	F	Sign.
Modello corretto	19,777 ^a	3	6,592	23,958	,000
Intercetta	999,381	1	999,381	3632,078	,000
QS_intensity	5,785	1	5,785	21,023	,000
att_active_sedentary	,099	1	,099	,361	,549
QS_intensity * att_active_sedentary	2,080	1	2,080	7,558	,007
Errore	43,199	157	,275		
Totale	3126,778	161			
Totale corretto	62,976	160			

a. R-quadro = ,314 (R-quadro adattato = ,301)

Statistiche descrittive

Variabile dipendente: *continuance_int_tot*

		Media	Deviazione std.	N
Ricordando la distinzione vista prima tra attività moderata e vigorosa, rispondi alla domanda che segue. Per chiarezza, ti informo che per rispondere "si" basta superare una delle due soglie.				
Nel corso dell' settimana dedichi almeno 150 minuti all'attività fisica di moderata intensità o almeno 75 minuti all'attività fisica di vigorosa intensità?				
Con che frequenza utilizzi lo smartwatch per monitorare i risultati derivanti dalle sessioni di attività fisica?				
Solo qualche volta che svolgo attività fisica	No	3,8889	,40369	6
	Si	3,6000	,57836	20
	Totale	3,6667	,54975	26
Ogni volta che svolgo attività fisica	No	4,1358	,62879	27
	Si	4,5864	,49056	108
	Totale	4,4963	,54918	135
Totale	No	4,0909	,59671	33
	Si	4,4323	,61813	128
	Totale	4,3623	,62737	161

Appendice 19: model fit regressione lineare semplice

DV = *perceived value*

IV = *dependency*

Riepilogo del modello

Modello	R	R-quadro	R-quadro adattato	Errore std. della stima
1	,482 ^a	,233	,229	,67629

a. Predittori: (costante), *dependency_tot*

ANOVA^a

Modello		Somma dei quadrati	gl	Media quadratica	F	Sign.
1	Regressione	29,659	1	29,659	64,847	,000 ^b
	Residuo	97,877	214	,457		
	Totale	127,536	215			

a. Variabile dipendente: *perc_value_tot*

b. Predittori: (costante), *dependency_tot*

Appendice 20: coefficiente della regressione lineare semplice

DV = *perceived value*

IV = *dependency*

Coefficienti^a

Modello		Coefficienti non standardizzati		Coefficienti standardizzati	t	Sign.
		B	Errore standard			
1	(Costante)	2,942	,114		25,860	,000
	<i>dependency_tot</i>	,319	,040	,482	8,053	,000

a. Variabile dipendente: *perc_value_tot*

Appendice 21: R Script - text mining

```
# Data scraping
library(XML)
library(RCurl)
library(stringr)
startpage1 <- "https://www.amazon.co.uk/Apple-Watch-GPS-44mm-
Aluminum/product-
reviews/B07XS8J1LF/ref=cm_cr_dp_d_show_all_btm?ie=UTF8&reviewerType=all
_reviews"
rollpage1 <- "https://www.amazon.co.uk/Apple-Watch-GPS-44mm-
Aluminum/product-
reviews/B07XS8J1LF/ref=cm_cr_arp_d_paging_btm_next_2?ie=UTF8&reviewerTy
pe=all_reviews&pageNumber=%i"
t1 <- getURL(startpage1, ssl.verifyPeer = FALSE)
web1 <- htmlParse(file = t1)
n1 <- xpathSApply(web1, "//span[@data-hook='cr-filter-info-review-count']", fun =
xmlValue)
numbers1 <- unlist(str_extract_all(n1, "\\d{1,}"))
r_cur1 <- strtoi(numbers1[1])
r_pag1 <- strtoi(numbers1[2])
r_tot1 <- strtoi(numbers1[3])
if((r_tot1 %% 10) == 0) {
  extra1 <- 0
} else {
  extra1 <- 1
}
n_pag1 <- trunc(r_tot1 / r_pag1) + extra1 # Total number of pages
rm(numbers1, extra1)
amazon_data <- data.frame(row.names = c('id', 'author', 'date', 'stars', 'title', 'text'))
for (i in 1:n_pag1) {
  cat(paste0("Processing pag. ", i, " of ", n_pag1, "\n"))
  pg1 <- sprintf(rollpage1, i, i)
  web1 <- htmlParse(getURL(pg1, ssl.verifyPeer = FALSE))
  reviews_star <- xpathSApply(web1, "//div[@data-
hook='review']/i//span[@class='a-icon-alt']", fun = xmlValue)
  reviews_author <- xpathSApply(web1, "//div[@data-
hook='review']/span[@class='a-profile-name']", fun = xmlValue)
  reviews_date <- xpathSApply(web1, "//div[@data-hook='review']/span[@data-
hook='review-date']", fun = xmlValue)
  reviews_title <- xpathSApply(web1, "//div[@data-hook='review']/a[@data-
hook='review-title']/span", fun = xmlValue)
  reviews_text <- xpathSApply(web1, "//div[@data-hook='review']/span[@data-
hook='review-body']/span", fun = xmlValue)
  reviews_id <- as.vector(data.frame(matrix(unlist(xpathSApply(web1,
"//div[@data-hook='review']/div[@id]", fun = xmlAttrs)), ncol = 6, nrow =
length(reviews_text), byrow = TRUE))$X5)
  amazon_data <- rbind(amazon_data, data.frame(reviews_id, reviews_author,
reviews_date, reviews_star, reviews_title, reviews_text))
}
colnames(amazon_data) <- c('doc_id', 'author', 'date', 'stars', 'title', 'text')
str(amazon_data)
```

```

library(lubridate)
amazon_data$date <- str_replace(amazon_data$date, "Reviewed in the United
Kingdom on ", "")
amazon_data$date <- str_replace(amazon_data$date, "January", "01")
amazon_data$date <- str_replace(amazon_data$date, "February", "02")
amazon_data$date <- str_replace(amazon_data$date, "March", "03")
amazon_data$date <- str_replace(amazon_data$date, "April", "04")
amazon_data$date <- str_replace(amazon_data$date, "May", "05")
amazon_data$date <- str_replace(amazon_data$date, "June", "06")
amazon_data$date <- str_replace(amazon_data$date, "July", "07")
amazon_data$date <- str_replace(amazon_data$date, "August", "08")
amazon_data$date <- str_replace(amazon_data$date, "September", "09")
amazon_data$date <- str_replace(amazon_data$date, "October", "10")
amazon_data$date <- str_replace(amazon_data$date, "November", "11")
amazon_data$date <- str_replace(amazon_data$date, "December", "12")
amazon_data$date <- str_replace_all(amazon_data$date, " ", ".")
amazon_data$date <- as.Date(amazon_data$date, "%d.%m.%y")
library(dplyr)
amazon_data$stars <- str_replace(amazon_data$stars, " out of 5 stars", "")
amazon_data$stars <- recode(amazon_data$stars, "5.0" = 5L, "4.0" = 4L, "3.0" = 3L,
"2.0" = 2L, "1.0" = 1L)
startpage <- "https://www.bestbuy.com/site/reviews/apple-watch-series-5-gps-
44mm-space-gray-aluminum-case-with-black-sport-band-space-gray-
aluminum/5706633?variant=A"
rollpage <- "https://www.bestbuy.com/site/reviews/apple-watch-series-5-gps-44mm-
space-gray-aluminum-case-with-black-sport-band-space-gray-
aluminum/5706633?variant=A&page=%i"
library(XML)
library(RCurl)
library(stringr)
handle <- getCurlHandle(cookiejar = "",
followlocation = TRUE,
autoreferer = TRUE,
verbose = TRUE,
httpheader = list(from = "prova@ciao.com", 'user-agent' =
str_c(R.version$version.string, " ", R.version$platform)))
t <- getURL(startpage, ssl.verifyPeer = FALSE, curl = handle)
web <- htmlParse(file = t)
n <- xpathSApply(web, "//div[@class='reviews-pagination col-xs-4 col-lg-3']", fun =
xmlValue)
numbers <- unlist(str_extract_all(n, "\\d{1,}"))
numbers[4] <- 2372 #c'è la virgola non mette insieme 2 e 369
r_cur <- strtoi(numbers[2])
r_pag <- strtoi(numbers[3])
r_tot <- strtoi(numbers[4])
if((r_tot %% 10) == 0) {
extra <- 0
} else {
extra <- 1
}
n_pag <- trunc(r_tot / r_pag) + extra

```

```

rm(numbers, extra)
apple.data <- data.frame(row.names = c('reviews_title', 'reviews_author',
'reviews_date', 'reviews_rating', 'reviews_text'))
for (i in 1:n_pag) {
  cat (paste0("Processing pag. ", i, " of ", n_pag, "\n"))
  pg <- sprintf(rollpage, i, i)
  webroll <- htmlParse(getURL(pg, ssl.verifyPeer = FALSE, curl = handle))
  reviews_ratingprova <- xpathSApply(webroll,
"//div[@class='row']//div[@class='review-rating']", fun = xmlValue)
  reviews_date <- xpathSApply(webroll,
"//div[@class='row']//time[@class='submission-date']", fun = xmlValue)
  reviews_titleprova <- xpathSApply(webroll,
"//div[@class='row']//div[@class='review-heading']", fun = xmlValue)
  reviews_text <- xpathSApply(webroll, "//div[@class='row']//div[@class='ugc-
review-body body-copy-lg']", fun = xmlValue)
  reviews_author <- xpathSApply(webroll, "//div[@class='row']//div[@class='ugc-
author v-fw-medium body-copy-lg']", fun = xmlValue)
  reviews_ratingprova <- str_replace(reviews_ratingprova, "Rated ", "")
  reviews_rating <- str_replace(reviews_ratingprova, " out of 5 stars", "")
  reviews_title <- str_replace(reviews_titleprova, "Rated 5 out of 5 stars|Rated 4 out
of 5 stars|Rated 3 out of 5 stars|Rated 2 out of 5 stars|Rated 1 out of 5 stars", "")
  reviews_author <-
reviews_author[c(1,4,7,10,13,16,19,22,25,28,31,34,37,40,43,46,49,51,54,57)]
  apple.data <- rbind(apple.data, data.frame(reviews_title, reviews_author,
reviews_date, reviews_rating, reviews_text))
}
apple.data <- apple.data[-c(2373:2380)]
bestbuy <- apple.data
row.names(bestbuy)=c(1:2372)
sys <- "17.03.2020"
sys <- as.Date(sys, "%d.%m.%y")
class(sys)
library(dplyr)
bestbuy$reviews_date<- recode(bestbuy$reviews_date, '2 days ago' = 2L, '6 days
ago' = 6L, '1 day ago' = 1L, '5 days ago' = 5L, '3 days ago' = 3L, '7 hours ago'= 1L,
'10 hours ago' = 1L, '1 year ago' = 365L, '3 weeks ago' = 21L, '2 weeks ago' = 14L,
'1 week ago' = 7L, '1 month ago'= 30L, '2 months ago'= 60L, '3 months ago'= 90L,'4
months ago'= 120L, '5 months ago'= 150L, '6 months ago'= 180L, '7 months ago'=
210L, '8 months ago'= 240L, '9 months ago'= 270L, '10 months ago'= 300L, '11
months ago'= 330L)
bestbuy$reviews_date <- sys - (bestbuy$reviews_date)
class(bestbuy$reviews_date)
bestbuy$doc_id <- 1:2372
bestbuy <- bestbuy[,c(6,2,3,4,1,5)]
names(bestbuy)[5] <- 'title'
names(bestbuy)[2] <- 'author'
names(bestbuy)[3] <- 'date'
names(bestbuy)[4] <- 'stars'
names(bestbuy)[6] <- 'text'
applewatch <- merge(amazon_data, bestbuy, all = TRUE)
applewatch$doc_id <- 1:2522

```

```

applewatch$stars <- as.integer(substr(applewatch$stars, 1, 2))
applewatch$text <- as.character(applewatch$text)
applewatch$author <- as.character(applewatch$author)
applewatch$title <- as.character(applewatch$title)
str(applewatch)
nchar = nchar(applewatch$text)
nchar = as.data.frame(nchar)
applewatch = cbind(applewatch,nchar)
sum(applewatch$nchar)
#[1] 361948
mean(applewatch$nchar)
#[1] 143.5163
sd(applewatch$nchar)
#[1] 175.6625
median(applewatch$nchar)
#[1] 92
nchar <- applewatch$nchar
library(ggplot2)
ggplot(applewatch, aes(x=nchar)) +
  geom_histogram(binwidth=25, colour="black", fill="grey") +
  geom_vline(aes(xintercept=mean(nchar)),color="blue",linetype="longdash",size=1)
summary(applewatch$stars)
#[1] 4.83684
sd(applewatch$stars)
#[1] 0.5234536
table(applewatch$stars)
table(applewatch$stars)/2522*100
library(ggpubr)
ggplot(applewatch, aes(stars)) +
  geom_bar(fill = "#0073C2FF") +
  theme_pubclean()

# Sentiment analysis
library(tm) #text manipulation
library(tidytext) #text manipulation
library(ggplot2) #plot
applewatch$text <- iconv(applewatch$text, from = "UTF-8", to = "Windows-1252")
applewatch$text <- iconv(applewatch$text, to = "UTF-8")
applewatch$author <- as.character(applewatch$author)
applewatch$author <- iconv(applewatch$author, from = "UTF-8", to = "Windows-
1252")
applewatch$author <- iconv(applewatch$author, to = "UTF-8")
applewatch$title <- as.character(applewatch$title)
applewatch$title <- iconv(applewatch$title, from = "UTF-8", to = "Windows-1252")
applewatch$title <- iconv(applewatch$title, to = "UTF-8")
corpus <- tm::VCorpus(DataframeSource(applewatch))
corpus <- tm_map(corpus, content_transformer(tolower)) #trasformazione di tutto il
testo in minuscolo
corpus <- tm_map(corpus, removePunctuation) #rimozione della punteggiatura
corpus <- tm_map(corpus, removeNumbers) #rimozione dei numeri

```

```

corpus <- tm_map(corpus, removeWords, stopwords("english")) #rimozione delle
stopwords
corpus <- tm_map(corpus, stripWhitespace) #rimozione di spazi bianchi superflui
corpus <- tm_map(corpus, content_transformer(gsub), pattern = "apple watch",
replacement = "apple_watch")
library(wordcloud)
wordcloud(corpus,max.words=50,random.color=T,min.freq=80,colors=rainbow(50))
corpus <- tm_map(corpus, stemDocument)
tdm <- TermDocumentMatrix(corpus)
dtm <- DocumentTermMatrix(corpus)
inspect(dtm)
inspect(tdm)
findFreqTerms(tdm, 250)
findAssocs(dtm, "phone", 0.3)
findAssocs(dtm, "call", 0.3)
findAssocs(dtm, "batteri", 0.3)
findAssocs(dtm, "use", 0.3)
findAssocs(dtm, "track", 0.3)
findAssocs(dtm, "screen", 0.3)
findAssocs(dtm, "seri", 0.3)
library(tidytext)
tidy <- tidy(tdm)
sentwords = tidy%>%
  inner_join(get_sentiments("bing"), by = c(term = "word"))
table(sentwords$sentiment)
pn = as.data.frame(table(sentwords$sentiment))
colnames(pn) = c("class", "freq")
pie = ggplot(pn, aes(x = "", y=freq, fill = factor(class))) +
  geom_bar(width = 1, stat = "identity") +
  theme(axis.line = element_blank(),
        plot.title = element_text(hjust=0.5)) +
  labs(fill="class", x=NULL, y=NULL, title="N Positive and Negative words")
pie + coord_polar(theta = "y", start=0)
sentwords %>%
  count(sentiment, term, wt = count) %>%
  ungroup() %>%
  filter(n >= 25) %>%
  mutate(n = ifelse(sentiment == "negative", -n, n)) %>%
  mutate(term = reorder(term, n)) %>%
  ggplot(aes(term, n, fill = sentiment)) +
  geom_bar(stat = "identity") +
  ylab("Contribution to sentiment") +
  coord_flip()
cleanText <- function(text) {
  text <- str_replace_all(text, "-_|\\.", " ")
  text <- tolower(text)
  text <- removeWords(text, stopwords("en"))
  text <- removePunctuation(text)
  text <- removeNumbers(text)
  text <- str_replace_all(text, "\\b\\w{1,2}\\b", " ")
  text <- str_squish(text)

```

```

}
applewatch$work_text <- applewatch$text
applewatch$work_text <- lapply(applewatch$work_text, cleanText)
applewatch$work_text <- as.character(applewatch$work_text)
library(syuzhet)
library(SentimentAnalysis)
aw <- applewatch[c(1,8)]
aw$sentiment_afinn <- get_sentiment(aw$work_text,method="afinn")
sum(aw$sentiment_afinn)
summary(aw$sentiment_afinn)
aw$sentiment_bing <- get_sentiment(aw$work_text,method="bing")
sum(aw$sentiment_bing)
summary(aw$sentiment_bing)
aw$sentiment_nrc <- get_sentiment(aw$work_text,method="bing")
sum(aw$sentiment_nrc)
summary(aw$sentiment_nrc)
aw$sentiment_syuzhet <- get_sentiment(aw$work_text,method="syuzhet")
sum(aw$sentiment_syuzhet)
summary(aw$sentiment_syuzhet)
intensity_bing <- ggplot(aw) +
  aes(x = seq(1:nrow(aw)), weight = sentiment_bing) +
  geom_bar(fill = "#fa9e3b") +
  labs(x = "id", y = "Intensity", title = "Bing intensity scores") +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 90, hjust = 1))
intensity_afinn <- ggplot(aw) +
  aes(x = seq(1:nrow(aw)), weight = sentiment_afinn) +
  geom_bar(fill = "#fa9e3b") +
  labs(x = "id", y = "Intensity", title = "Afinn intensity scores") +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 90, hjust = 1))
intensity_nrc <- ggplot(aw) +
  aes(x = seq(1:nrow(aw)), weight = sentiment_nrc) +
  geom_bar(fill = "#fa9e3b") +
  labs(x = "id", y = "Intensity", title = "Nrc intensity scores") +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 90, hjust = 1))
intensity_syuzhet <- ggplot(aw) +
  aes(x = seq(1:nrow(aw)), weight = sentiment_syuzhet) +
  geom_bar(fill = "#fa9e3b") +
  labs(x = "id", y = "Intensity", title = "Syuzhet intensity scores") +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 90, hjust = 1))
multiplot <- function(..., plotlist=NULL, file, cols=1, layout=NULL) {
  library(grid)
  plots <- c(list(...), plotlist)
  numPlots = length(plots)
  if (is.null(layout)) {
    layout <- matrix(seq(1, cols * ceiling(numPlots/cols)),
                      ncol = cols, nrow = ceiling(numPlots/cols))
  }
  if (numPlots==1) {
    print(plots[[1]])
  } else {
    grid.newpage()
  }
}

```

```

pushViewport(viewport(layout = grid.layout(nrow(layout), ncol(layout))))
for (i in 1:numPlots) {
  matchidx <- as.data.frame(which(layout == i, arr.ind = TRUE))
  print(plots[[i]], vp = viewport(layout.pos.row = matchidx$row,
                                layout.pos.col = matchidx$col))
}
}
}
multiplot(intensity_afinn, intensity_bing, intensity_nrc, intensity_syuzhet, cols = 2)
nrc_data <- get_nrc_sentiment(applewatch$work_text)
library(plotly)
emo_bar = colSums(nrc_data)
emo_sum = data.frame(count=emo_bar, emotion=names(emo_bar))
emo_sum$emotion = factor(emo_sum$emotion,
levels=emo_sum$emotion[order(emo_sum$count, decreasing = TRUE)])
plot_ly(emo_sum, x=~emotion, y=~count, type="bar", color=~emotion) %>%
  layout(xaxis=list(title=""), showlegend=FALSE,
         title="Distribution of emotion")
wordcloud_emot = c(
  paste(applewatch$work_text[nrc_data$anger > 0], collapse=" "),
  paste(applewatch$work_text[nrc_data$anticipation > 0], collapse=" "),
  paste(applewatch$work_text[nrc_data$disgust > 0], collapse=" "),
  paste(applewatch$work_text[nrc_data$fear > 0], collapse=" "),
  paste(applewatch$work_text[nrc_data$joy > 0], collapse=" "),
  paste(applewatch$work_text[nrc_data$sadness > 0], collapse=" "),
  paste(applewatch$work_text[nrc_data$surprise > 0], collapse=" "),
  paste(applewatch$work_text[nrc_data$trust > 0], collapse=" ")
)
corpus_emot = Corpus(VectorSource(wordcloud_emot))
corpus_emot <- tm_map(corpus_emot, content_transformer(tolower))
corpus_emot <- tm_map(corpus_emot, removePunctuation)
corpus_emot <- tm_map(corpus_emot, removeNumbers)
corpus_emot <- tm_map(corpus_emot, removeWords, stopwords("english"))
corpus_emot <- tm_map(corpus_emot, stripWhitespace)
tdm_emot = TermDocumentMatrix(corpus_emot)
tdm_emot = as.matrix(tdm_emot)
colnames(tdm_emot) = c('anger', 'anticipation', 'disgust', 'fear', 'joy', 'sadness',
'surprise', 'trust')
par(mar = rep(0, 4))
comparison.cloud(tdm_emot, random.order=FALSE,
                 colors = c("#00B2FF", "#FF0099", "#6600CC", "red", "green", "orange",
"blue", "yellow"),
                 title.size=1, max.words=90)
corpus1 <- tm::VCorpus(DataframeSource(apple.watch))
corpus1 <- tm_map(corpus1, content_transformer(tolower))
corpus1 <- tm_map(corpus1, removePunctuation)
corpus1 <- tm_map(corpus1, removeNumbers)
corpus1 <- tm_map(corpus1, removeWords, stopwords("english"))
corpus1 <- tm_map(corpus1, stripWhitespace)
corpus1 <- tm_map(corpus1, stemDocument)

```

```

corpus1 <- tm_map(corpus1, content_transformer(gsub), pattern = "watch",
replacement = "")
corpus1 <- tm_map(corpus1, content_transformer(gsub), pattern = "appl",
replacement = "")
corpus1 <- tm_map(corpus1, content_transformer(gsub), pattern = "love",
replacement = "")
corpus1 <- tm_map(corpus1, content_transformer(gsub), pattern = "great",
replacement = "")
tdm1 <- TermDocumentMatrix(corpus1)
dtm1 <- DocumentTermMatrix(corpus1)
findFreqTerms(tdm1,200)

# Topic model
library(lubridate)
library(magrittr)
library(tidyverse)
library(ldatuning)
library(topicmodels)
library(tidytext)
library(dplyr)
dtmTopicModeling <- dtm1[unique(dtm1$i), ]
control_list_gibbs <- list(
  burnin = 2500,
  iter = 5000,
  seed = 0:4,
  nstart = 5,
  best = TRUE
)
set.seed(1234)
parallel::detectCores()
system.time(
  topic_number <- FindTopicsNumber(
    dtmTopicModeling,
    topics = c(seq(from = 2, to = 9, by = 1), seq(10, 20, 2), seq(25, 50, 5)),
    metrics = c("Griffiths2004", "CaoJuan2009", "Arun2010", "Deveaud2014"),
    method = "Gibbs",
    control = control_list_gibbs,
    mc.cores = 4L,
    verbose = TRUE
  )
)
FindTopicsNumber_plot(topic_number)
tNumbers <- tibble(k = c(4,6,7,9))
system.time(
  ltm0 <- tNumbers %>%
  mutate(lda = map(k,
    function(k) LDA(
      k = k,
      x = dtmTopicModeling,
      method = "Gibbs",
      control = control_list_gibbs
    )
  )
)

```

```

    )))
  )
  ltm <- ltm0 %>%
    mutate(lda_gamma = map(.x = lda,
                          .f = tidytext::tidy,
                          matrix = "gamma"))
  ltm %>%
    unnest(lda_gamma) %>%
    group_by(k, document) %>%
    arrange(desc(gamma)) %>%
    slice(1) %>%
    ungroup() %>%
    ggplot(aes(x=gamma, fill=factor(k))) +
    geom_histogram(bins = 20) +
    scale_fill_discrete(name = "Number of\nTopics") +
    xlab("maximum gamma per document") +
    facet_wrap(~k) +
    geom_vline(aes(xintercept = 1/k),
              tibble(k=ltm %$% unique(k)),
              color="darkred")
  dtm1 = DocumentTermMatrix(corpus1)
  rowTotals = apply(dtm1 , 1, sum)
  dtm1 = dtm1[rowTotals> 0,]
  lda = LDA(dtm1, k = 4, control = list(seed = 1154))
  topics = tidy(lda, matrix = "beta")
  top.terms = topics %>%
    group_by(topic) %>%
    top_n(10, beta) %>%
    ungroup() %>%
    arrange(topic, -beta)
  top.terms %>%
    mutate(term = reorder(term, beta)) %>%
    ggplot(aes(term, beta, fill = factor(topic))) +
    geom_col(show.legend = FALSE) +
    facet_wrap(~ topic, scales = "free") +
    coord_flip()
  rowTotals = apply(dtm1 , 1, sum)
  dtm1 = dtm1[rowTotals> 0,]
  lda = LDA(dtm1, k = 4, control = list(seed = 1154))
  topics = tidy(lda, matrix = "beta")
  top.terms = topics %>%
    group_by(topic) %>%
    top_n(10, beta) %>%
    ungroup() %>%
    arrange(topic, -beta)
  top.terms %>%
    mutate(term = reorder(term, beta)) %>%
    ggplot(aes(term, beta, fill = factor(topic))) +
    geom_col(show.legend = FALSE) +
    facet_wrap(~ topic, scales = "free") +
    coord_flip()

```

```

# Cluster analysis
tdm1 <- removeSparseTerms(tdm1, 0.95)
tdm.matrix1 <- as.matrix(tdm1)
library(proxy)
distmatrix <- proxy::dist(tdm.matrix1, method="cosine")
groups <- hclust(distmatrix, method="ward.D")
plot(groups, hang = -1)
k <- 4
rect.hclust(groups, k = k)
grep("track", apple.data$text, value = TRUE )
grep("time.*cellular|cellular.*time", apple.data$text, value = TRUE )
grep("time.*like|like.*time", apple.data$text, value = TRUE )

# Sentiment analysis per gli aspetti
getCleanWords <- function(text) {
  text <- tibble(txt = unlist(text))
  text <- text %>%
    unnest_tokens(word, txt)
  text <- text %>%
    distinct() %>%
    arrange(word)
  return(text)
}
getnGrams <- function(text, n) {
  text <- tibble(txt = text)
  text <- text %>%
    unnest_tokens(ngram, txt, token = "ngrams", n = n)
  return(text)
}
clean_list_words <- getCleanWords(applewatch$work_text)
bigrams <- getnGrams(applewatch$text, 2)
plotTopnWords <- function(text, num, title) {
  word_list <- unlist(lapply(text, getCleanWords))
  if (num > length(unique(word_list))) {
    num <- length(unique(word_list))
  }
  tab <- data.frame(sort(table(word_list), decreasing = TRUE)[1:num])
  ggplot(tab) +
    aes(x = word_list, weight = Freq) +
    geom_bar(fill = "#ef3b2c") +
    labs(x = "Word", y = "Frequency", title = title) +
    theme(axis.text.x = element_text(angle = 90, hjust = 1))
}
plotTopnGrams <- function(text, ngram, num, title) {
  ng <- unlist(lapply(text, getnGrams, n = ngram))
  if (num > length(unique(ng))) {
    num <- length(unique(ng))
  }
  tab <- data.frame(sort(table(ng), decreasing = TRUE)[1:num])
  ggplot(tab) +

```

```

aes(x = ng, weight = Freq) +
geom_bar(fill = "#fa9e3b") +
labs(x = "ngram", y = "Frequency", title = title) +
theme(axis.text.x = element_text(angle = 90, hjust = 1))
}
plotTopnWords(applewatch$work_text, 20, "Freq in text")
plotTopnGrams(applewatch$text, 2, 20, "biGrams in text")
plotTopnGrams(applewatch$text, 3, 20, "triGrams in text")
plotTopnGrams(applewatch$text, 4, 20, "fourGrams in text")
applewatch$QS <-
grepl("fitness|aerobics|athlet|athletic|bike|bikers|biking|calorie|calories|cardio|ggym|g
ym|heartbit|heart|ecg|fit|indoor|jogging|marathon|outdoor|outdoors|run|runner|runners|
runs|running|runningcycling|runnings|sport|sports|sporty|soccer|swim|swimming|walk
|walking|workout|workouts|track", applewatch$work_text)
applewatch$EaseofUse <-
grepl("easy|ease|simple|usability|usage|use|useful|usefulness|useless|utilize|utilizing",
applewatch$work_text)
applewatch$Similarity <-
grepl("app|calls|call|contacts|phonecall|phonecalls|email|emails|message|messaging|m
essages|messenger|phone|text|whatsapp", applewatch$work_text)
applewatch$Value <- grepl("series|display|screen|battery|features",
applewatch$work_text)
applewatch$sentiment_bing <- get_sentiment(unlist(applewatch$work_text), method
= "bing")
apple.summary <- applewatch[, c('QS', 'EaseofUse', 'Similarity', 'Value',
'sentiment_bing')]
table(apple.summary$QS)
table(apple.summary$EaseofUse)
table(apple.summary$Similarity)
table(apple.summary$Value)
QS <- apple.summary[apple.summary$QS == TRUE, ]
EaseofUse<- apple.summary[apple.summary$EaseofUse == TRUE, ]
Similarity <- apple.summary[apple.summary$Similarity == TRUE, ]
Value <- apple.summary[apple.summary$Value == TRUE, ]
QS$aspect <- 'QS'
EaseofUse$aspect <- 'EaseofUse'
Similarity$aspect <- 'Similarity'
Value$aspect <- 'Value'
dims <- rbind(QS, EaseofUse, Similarity, Value)
ggplot(dims) +
aes(x = "", y = sentiment_bing, group = aspect) +
geom_boxplot(fill = "#d9d9d9") +
labs(x = "Aspects", y = "Sentiment score", title = "Comparing sentiment across
aspects") +
facet_wrap(~ aspect) +
theme_minimal()
summary(QS$sentiment_bing)
summary(EaseofUse$sentiment_bing)
summary(Similarity$sentiment_bing)
summary(Value$sentiment_bing)

```

Bibliografia

- Aaker D.A. and Keller K.L. (1990). *'Consumer evaluations of brand extensions.'* Journal of marketing. Vol. 54, pp. 27-41
- Abiteboul, S., Suci D and Buneman P. (2000), "Data on the Web: from relations to semistructured data and XML". Published by Morgan Kaufmann.
- Agarwal, R., and Karahanna, E. (2000). *'Time flies when you're having fun: cognitive absorption and beliefs about information technology usage'*. MIS Quarterly, 24(4), pp. 665–694.
- Agostini D. (2018). *'Internet of Things: un'evoluzione del modello della continuance intention to use. un'analisi empirica sulle abitudini di utilizzo degli utenti smartphone e smartwatch'* Luiss Thesis. Available at: <http://tesi.luiss.it>
- Ajzen, I. (1991) *'The Theory of Planned Behaviour'*, Organizational Behavior and Human Decision Processes, 50, pp. 179–211.
- Aruba (2017) *'IoT Heading for Mass Adoption by 2019 Driven by Better-Than-Expected Business Results'* available at: <https://news.arubanetworks.com/press-release/arubanetworks/iot-heading-mass-adoption-2019-driven-better-expected-business-results>
- Arun R., V. Suresh, C. E. Veni Madhavan, and M. N. Narasimha Murthy (2010). *'On Finding the Natural Number of Topics with Latent Dirichlet Allocation: Some Observations. In Advances in Knowledge Discovery and Data Mining.'* Springer Berlin Heidelberg, 391–402. Available at: http://doi.org/10.1007/978-3-642-13657-3_43.
- Arun R., Suresh V., Veni Madhavan C. E. and Narasimha Murthy M. N. (2010). *'On Finding the Natural Number of Topics with Latent Dirichlet Allocation: Some Observations.'* Advances in Knowledge Discovery and Data Mining pp. 391-402.
- Atkinson T.M., Rosenfeld B.D., Sit L., Mendoza T.R., Fruscione M., Lavene D., Shaw M., Li Y., Hay J., Cleeland C.S., Scher H.I., Breitbart W.S. and Basch E. (2010). *'Using Confirmatory Factor Analysis to Evaluate Construct Validity of the Brief Pain Inventory (BPI).* Journal of Pain and Symptom Management. Volume 41, Issue 3, March 2011, Pages 558-565
- Babbie, E. R. (1990) *'Survey Research'*, Survey Research Methods. doi: 10.4018/978-1-4666-7409-7.ch020.

- Babin B.J., Darden W.R. and Griffin M. (1994). '*Work and/or fun: measuring hedonic and utilitarian shopping value.*' Journal of consumer research, 1994 - academic.oup.com
- Ball-Rokeach, S.J. (1998). '*A Theory of Media Power and a Theory of Media Use: Different Stories, Questions, and Ways of Thinking.*' Mass Communication and Society, 1(1-2), 5–40.
- Ball-Rokeach, S.J. (1985). '*The origins of individual media-system dependency: A Sociological Framework.*' Communication Research, 12(4), 485–510.
- Ball-Rokeach, S.J. and DeFleur, M.L. (1976). '*A Dependency Model of Mass-Media Effects.*' Communication Research, 3(1), 3-20.
- Barnes, S. J. (2002) 'The mobile commerce value chain: Analysis and future developments', International Journal of Information Management, 22(2), pp. 91–108. doi: 10.1016/S0268- 4012(01)00047-0.
- Berners-Lee, T. and Fischetti, M. (1999) '*Weaving the web: the original design and ultimate destiny of the world wide web by its inventor.*', HarperBusiness San Francisco, 226.
- Bewick V., Cheek L. and Ball J. (2005). '*Statistics review 14: Logistic regression*' Critical Care volume 9, Article number: 112.
- Bhattacharjee, A. (2001) '*Understanding Information Systems Continuance: An Expectation- Confirmation Model.*' MIS Quarterly, 25(3), p. 351. doi: 10.2307/3250921.
- Blei, D.M., A. Y. Ng. Michael I. J. (2003), '*Latent dirichlet allocation.*' Journal of machine Learning research, 3(Jan), 993-1022.
- Bradley A.P. (1997) '*The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms.*' Pattern Recognition, 30(7), pp. 1145-1159.
- BrandonGaille (2019) '*29 Wearable Technology Industry Statistics, Trends & Analysis.*' Available at: <https://brandongaille.com/29-wearable-technology-industry-statistics-trends-analysis/>
- Buchanan E.A., Hvizdak E.E. (2009). '*Online survey tools: Ethical and methodological concerns of human research ethics committees.*' Journal of Empirical Research, Vol. 4 issue 2, page(s): 37-48
- Business Insider (2018) '*What is Internet of Things (IoT)? Meaning & Definition.*' Available at: <http://www.businessinsider.com/internet-of-things-definition?IR=T>.

Business Insider (2018) *‘È due mesi che uso il nuovo Apple Watch e la mia vita è cambiata. Ecco come.’* Available at: https://it.businessinsider.com/e-due-mesi-che-uso-il-nuovo-apple-watch-e-la-mia-vita-e-cambiata-ecco-come/?refresh_ce

Business Insider (2019) *‘Gli smartwatch guidano la carica della tecnologia da indossare, protagonista a Ifa 2019.’* Available at: <https://it.businessinsider.com/gli-smartwatch-guidano-la-carica-della-tecnologia-da-indossare-protagonista-a-ifa-2019/>

Cameron A.C., Windmeijer F.A.G. (1997) *‘An R-squared measure of goodness of fit for some common nonlinear regression models’* Journal of econometrics, Volume 77, Issue 2, April 1997, Pages 329-342

Canalis (2019) *‘North American wearables market hits US\$2.0 billion in Q2 2019’* Available at: <https://www.canalys.com/newsroom/north-america-wearables-q2-2019>

Canalis (2020) *‘Global smartphone market Q4 and full year 2019’*. Available at: <https://www.canalys.com/newsroom/canalys-global-smartphone-market-q4-2019>

Cao J., Xia T., Li J., Zhang Y. and Tang S. (2009) *‘A density-based method for adaptive LDA model selection’* Neurocomputing, Volume 72, Issues 7–9, March 2009, Pages 1775-1781

Carillo, K.D.A., Scornavacca, E. and Za, S. (2017) *‘An investigation of the role of dependency in predicting continuance intention to use ubiquitous media systems: Combining a media system perspective with expectation-confirmation theories’*, Information and Management. Elsevier B.V., 54(3), pp. 317–335. doi: 10.1016/j.im.2016.09.002.

Cascio Rizzo G. L. (2018). *‘Sentiment analysis: algoritmi di clustering e metodi di classificazione supervisionata’* Luiss Thesis. Available at: <http://tesi.luiss.it>

CCS Insights (2018) *‘Market Forecast: Wearables UK, 2018-2022’* Available at: https://www.ccsinsight.com/wp_content/uploads/2019/02/CCS_Insight_Wearables_Forecast_Sample.pdf

Chen L., Meservy T.O. and Gillenson M. (2012). *‘Understanding Information Systems Continuance for Information-Oriented Mobile Applications.’* Communications of the Association for Information Systems, Volume 30, Article 9

Chiacchierini, E. (2012) Tecnologia e Produzione. CEDAM.

Chiu, C., and Wang, E., 2008. Understanding Web-based learning continuance intention: The role of subjective task value. Information & Management, 45, 194–201.

Choi J.H. and Lee H.J. (2012) *‘Facets of simplicity for the smartphone interface: A structural model’* International Journal of Human-Computer Studies.

- Churchill Jr G.A. (1979). *'A paradigm for developing better measures of marketing constructs'* Journal of marketing research, 1979
- Cisco Internet Business Solutions Group (IBSG) (2011) *'The Internet of Things - How the Next Evolution of the Internet is Changing Everything'*, CISCO white paper, (April), pp. 1–11. doi: 10.1109/IEEESTD.2007.373646.
- Coughlin S.S., Trock B., Criqui M.H. and Pickle L.W. (1992). *'The logistic modeling of sensitivity, specificity, and predictive value of a diagnostic test'* Journal of Clinical Epidemiology Volume 45, Issue 1, January 1992, Pages 1-7
- Cureton E.E. (1965). *'Reliability and validity: Basic assumptions and experimental designs'* Educational and Psychological Measurement, Vol. XXV, No. 2, 1965
- Czepiel S.A. (2002). *'Maximum likelihood estimation of logistic regression models: theory and implementation'* Available at czep.net/stat/mlelr.pdf
- Dabholkar, P. A., Shepherd, C. D. and Thorpe, D. I. (2000) *'A comprehensive framework for service quality: an investigation of critical conceptual and measurement issues through a longitudinal study'*, Journal of Retailing, 76(2), pp. 139–173. doi: 10.1016/S0022-4359(00)00029-4.
- Dalati S. (2018). *'Measurement and Measurement Scales'* Modernizing the Academic Teaching and Research Environment pp. 79-96
- Dash A., Pal S. and Hedge C. (2018) *'Ransomware Auto-Detection in IoT Devices using Machine Learning'*. International Journal of Engineering Science and Computing. - pdfs.semanticscholar.org
- Davidow M. and Leigh J. (1998) *'The effects of organizational complaint responses on consumer satisfaction, word of mouth activity and repurchase intentions.'* Journal of Consumer Satisfaction, Dissatisfaction and Complaining Behavior.
- Davis, F. D. (1989) *'Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology'*, MIS Quarterly, 13(3), p. 319. doi: 10.2307/249008.
- Davis, F.D., Bagozzi, R.P. and Warshaw, P.R. (1989). *'User acceptance of computer technology: a comparison of two theoretical models'* Management Science, 35(8), 982–1003.
- Deveaud R., Sanjuan E. and Bellot P. (2014) *'Accurate and effective latent concept modeling for ad hoc information retrieval'* Document numérique, 2014, Vol. 17, pages 61-84.

EconomyUp (2017). *'Tutto quello che c'è da sapere sull'intelligenza artificiale'* 2017 available at: <https://www.economyup.it/lavoro/tutto-quello-che-ce-da-sapere-sullintelligenza-artificiale/>

EconomyUp (2018). *'Intelligenza Artificiale, che cos'è e perché trasformerà le aziende'* Available at: <https://www.economyup.it/innovazione/intelligenza-artificiale-che-cos-e-e-perche-trasformera-le-aziende/>

EconomyUp (2019). *'Che cos'è l'Industria 4.0 e perché è importante saperla affrontare'* Available at: <https://www.economyup.it/innovazione/cos-e-l-industria-40-e-perche-e-importante-saperla-affrontare/>

EconomyUp (2019). *'Le aziende più innovative del mondo 2019: Google batte Apple'* Available at: <https://www.economyup.it/innovazione/le-aziende-piu-innovative-del-mondo-2019-google-batte-apple/>

EconomyUp (2019). *'Artificial Intelligence, Machine Learning e Deep Learning: la storia e le differenze'* Available at: <https://www.economyup.it/innovazione/artificial-intelligence-machine-learning-e-deep-learning-la-storia-e-le-differenze/>

Eggert A. and Ulaga W. (2002). *'Customer perceived value: a substitute for satisfaction in business markets?'* The Journal of Business and Industrial Marketing 17 pp. 107–118.

Evans, J.S.B.T. (1989). *'Bias in human reasoning: Causes and consequences'* Essays in Cognitive Psychology, LEA, Hove and London, 145 p., 1989.

Fagerland M.W. and Hosmer D.W. (2012) *'A generalized Hosmer–Lemeshow goodness-of-fit test for multinomial logistic regression models'* The Stata Journal (2012) 12, Number 3, pp. 447–453.

Farooq M.U., Waseem M., Mazhar S., Khairi A. and Kamal T. (2015) *'A Review on Internet of Things (IoT)'* International Journal of Computer Applications (0975 8887) Volume 113 - No. 1

Forbes (2018). *'Forbes Insights, Intelligent World: The State Of The Iot'* Available at: <https://www.hitachivantara.com/en-us/pdf/ebook/intelligent-world-state-of-iot-forbes-insights-ebook.pdf>

Forbes (2018). *'Smartwatches To Dominate Wearable Tech - Double Digit Growth Forecast For Industry'* Available at: <https://www.forbes.com/sites/paullamkin/2018/12/19/smartwatches-to-dominate-wearable-tech-double-digit-growth-forecast-for-industry/#3588b1791a4b>

- Frost & Sullivan (2016). *'Wearable Technologies in Clinical and Consumer Health, Forecast to 2020'* Available at: <https://store.frost.com/wearable-technologies-in-clinical-and-consumer-health-forecast-to-2020.html>
- Gartner (2018) *'Top Strategic IoT Trends and Technologies Through 2023'*, Available at: <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2018-11-07-gartner-identifies-top-10-strategic-iot-technologies-and-trends>
- Gasso G. (2019) *'Logistic Regression'* INSA Rouen - ASI Departement Laboratory LITIS
- Gimpel H., Nißen M., Görlitz R. (2013). *'Quantifying the quantified self: A study on the motivations of patients to track their own health'* Thirty Fourth International Conference on Information Systems, Milan 2013
- Glez-Peña D., Lourenço A., López-Fernández H., Reboiro-Jato M., Fdez-Riverola F. *'Web scraping technologies in an API world'* Briefings in Bioinformatics, Volume 15, Issue 5, September 2014, Pages 788–797.
- Goldberg, Y. (2017), *'Neural network methods for natural language processing'* in Synthesis Lectures on Human Language Technologies, Vol. 10, No. 1, Pages 1-309
- Grant, A.E., Guthrie, K.K. and Ball-Rokeach, S.J. (1991). *'Television Shopping: A Media System Dependency Perspective.'* Communication Research, 18(6), pp. 773–798. doi: 10.1177/009365091018006004.
- Griffiths T.L and Steyvers M. (2004). *'Finding scientific topics.'* Proceedings of the National Academy of Sciences 101, suppl 1: pp. 5228–5235.
- Groh F. (2012) *'Gamification: State of the art definition and utilization'* Institute of Media Informatics Ulm University, pp. 39-46
- Hair, J. F. et al. (1995) *'Multivariate data analysis: with readings, Statistics'*. doi: 10.2307/2983017.
- Hamari J., Hassan L. and Dias A. (2018). *'Gamification, quantified-self or social networking? Matching users' goals with motivational technology'* User Modeling and User-Adapted Interaction, 2018 2018, 28(1), 35-74. <http://dx.doi.org/10.1007/s11257-018-9200-2>
- Hawkins D.M. (2004). *'The problem of overfitting'* Journal of chemical information and computer science 2012, 44, pp. 1-12.
- Henson R.N. (2015) *Analysis of Variance (ANOVA)*. In: Arthur W. Toga, editor. Brain Mapping: An Encyclopedic Reference, vol. 1, pp. 477-481. Academic Press: Elsevier.

- Hernan M.A. and Robins J.M. (2010) *'Causal inference'* Boca Raton, FL: Chapman & Hall/CRC; 2016
- Hong L. and Davison B. D. (2010), "Empirical study of topic modeling in twitter" Proceedings of the first workshop on social media analytics (pp. 80-88). ACM.
- Hong, S.J. and Tam, K.Y. (2006). *'Understanding the Adoption of Multipurpose Information Appliances: The Case of Mobile Data Services'* Information Systems Research, 17(2), pp. 162–179.
- Hosmer Jr D.W., Lemeshow S., Sturdivant R.X. (2013). *'Applied logistic regression'* Technometrics. DOI: 10.1080/00401706.1992.10485291
- Hsieh, J., and Wang, W. (2007). *'Explaining employees Extended Use of complex information systems'* European Journal of Information Systems, 16, pp. 216–227.
- IBM (2018). *'The Four V's of Big Data'*. Available at: <http://www.ibmbigdatahub.com/infographic/four-vs-big-data>.
- IBM (2015) *'IBM Watson Health'* Available at: <http://www.ibm.com/smarterplanet/us/en/ibmwatson/health/>. Accessed July 2, 2015. Google Scholar
- IDC (2019). *'Worldwide Used Smartphone Forecast, 2019–2023'* Available at: <https://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=US45726219>
- IDC (2019). *'IDC's Worldwide Semiannual Internet of Things Spending Guide'* Available at: https://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=IDC_P29475
- IDC (2020). *'Worldwide Quarterly Wearable Device Tracker report'* Available at: <https://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=prUS46122120>
- IDTechEx (2016). *'Wearable Technology 2016-2026 Markets, players and 10-year forecasts'* Available at: <https://www.idtechex.com/en/research-report/wearable-technology-2016-2026/483>
- IoT Analytics (2014). *'Why the Internet of Things is called Internet of Things: Definition, history, disambiguation, IoT Analytics'* Available at: <https://iot-analytics.com/internet-of-things-definition/>
- Islam A.M.N. and Mäntymäki M. (2011). *'Continuance of Professional Social Networking Sites: A Decomposed Expectation-Confirmation Approach'* ICIS Proceedings, pp. 1–18.
- i-scoop (2019). *'IoT 2019: spending, trends and hindrances across industries'* Available at: <https://www.i-scoop.eu/internet-of-things-guide/iot-2019-spending-trends/>

- Jackson D.N. (1969). *'Multimethod factor analysis in the evaluation of convergent and discriminant validity'* Psychological Bulletin, 72(1), 30–49. doi: <https://doi.org/10.1037/h0027421>
- Jain A.K., Murty M.N., Flynn P.J. (1999). *'Data clustering: a review'* ACM computing surveys (CSUR), doi: <https://doi.org/10.1145/331499.331504>
- Jung J.Y., Qiu J.L. and Kim Y.C. (2001). *'Internet Connectedness and Inequality: Beyond the "Divide.'* Communication Research, 28(4), pp. 507–535.
- Karahanna E., Straub D.W. and Chervany N.L. *'Information Technology Adoption Across Time: A Cross-Sectional Comparison of Pre- Adoption and Post-Adoption' Beliefs* MIS Quarterly (23:2), June 1999, pp. 183-213.
- Kim Y.H., Kim D.J. and Wachter K. (2013). *'A study of mobile user engagement (MoEN): Engagement motivations, perceived value, satisfaction, and continued engagement intention'* Decision Support Systems 56 (2013) 361–370
- Kiteblue (2018). *'Cos'è il cloud?'* Available at: <http://www.kiteblue.it/cose-il-cloud/>
- Kleinbaum D.G. and Klein M. (2002) *'Logistic Regression A Self-Learning Text'* Statistics for Biology and Health. Series Editors K. Dietz, M. Gail, K. Krickeberg, A. Tsiatis, J. Samet
- Krotov, V. (2017). *'The Internet of Things and new business opportunities'*, Business Horizons. 'Kelley School of Business, Indiana University', 60(6), pp. 831–841. doi: 10.1016/j.bushor.2017.07.009.
- Lai L.S.L., To W.M., Lung J.W.Y. and Lai T.M. (2012). *'The perceived value of higher education: The voice of Chinese students'* Higher Education 63(3), pp. 1-17 doi: 10.1007/s10734-011-9439-6
- Lakshmi K.B. and Rajaram M. (2012) *'Impact of information technology reliance and innovativeness on rural healthcare services: study of Dindigul District in Tamilnadu, India'* Telemedicine and e-Health, Vol 18, No 5. doi: <https://doi.org/10.1089/tmj.2011.0191>
- Leblanc G. and Nguyen N. (1999) *'Listening to the customer's voice: examining perceived service value among business college students'* International Journal of Educational Management Volume 13 Issue 4
- Leung, L. (2009). *'Effects of Internet Connectedness and Information Literacy on Quality of Life'* Social Indicators Research, 98(2), pp. 273–290.

- Levesque, C., Copeland, K. J., Pattie, M. D., and Deci, E. L. (2010). '*Intrinsic and Extrinsic Motivation*' in Peterson, P., Baker, E., McGaw, B. (eds.), *International Encyclopedia of Education (Third Edition)*, Oxford: Elsevier, pp. 618-623.
- Liao, C., Chen, J., and Yen, D. (2007). '*Theory of planning behavior (TPB) and customer satisfaction in the continued use of e-service: An integrated model*'. *Computers in Human Behavior*, 23, pp. 2804– 2822.
- Lin, J., Chan, H. and Xu, L. (2012). '*A Tale of Four Functions in a Multifunctional Device: Extending Implementation Intention Theory*' *Professional Communication, IEEE Transactions on*, 55(1), 36– 54.
- Locke, E. (1976) '*The Nature and Causes of Job Satisfaction*', *Handbook of industrial and organizational psychology*.
- Loges, W.E. (1994). '*Canaries in the Coal Mine: Perceptions of Threat and Media System Dependency Relations*'. *Communication Research*, 21(1), pp. 5–23.
- Ludford, P. J., Cosley, D., Frankowski, D., and Terveen, L. (2004). '*Think Different: Increasing Online Community Participation Using Uniqueness and Group Dissimilarity*' *Proceedings of the SIGCHI conference on Human Factors in Computing Systems, ACM2004*, pp. 631-638.
- Lupton D. (2016). '*The quantified self*' Available at: <https://books.google.com>
- Lyu, J.C. (2012). '*How young Chinese depend on the media during public health crises? A comparative perspective*' *Public Relations Review*, 38(5), pp. 799–806.
- Malhotra, N. K., Birks, D. F. and Wills, P. (2012) '*Marketing Research: An Applied Approach*' 4th edn, *Marketing Research*. 4th edn. Pearson.
- Matei, S.A. et al. (2010). '*The Role of Physical Affordances in Multifunctional Mobile Device Design*' *International Journal of Information Technology and Web Engineering*, 5(4), 40–57.
- Maxwell J.A. (2008) '*Designing a qualitative study*' *The SAGE handbook of applied social research*. pp. 214-253
- McKinsey Global Institute (2015). '*The Internet of Things: Mapping the value beyond the hype*' *McKinsey Global Institute*, (June), p. 144. doi: 10.1007/978-3-319-05029-4_7.
- Meyer J., Simske S., Siek K.A., Gurrin C.G. and Hermens H.J. (2014) '*Beyond quantified self: data for wellbeing*' *CHI 2014, One of a CHInd*, Toronto, ON, Canada pp. 95-98

- Miles J. (2014). '*R squared, adjusted R squared*' Statistics Reference Online. doi: <https://doi.org/10.1002/9781118445112.stat06627>
- Morschheuser B.S., Rivera-Pelayo V., Mazarakis A. and Zacharias V. (2014) '*Interaction and reflection with quantified self and gamification: an experimental study*' Journal of Literacy and Technology Special Edition: Volume 15, Number 2. pp. 136-156 ISSN: 1535-0975
- MRFR Analysis (2020) '*Smartwatch Market Research Report - Global Forecast to 2023*' Available at: <https://www.marketresearchfuture.com/reports/smart-watch-market-967>
- Nickerson, R.S. (1998). '*Confirmation bias: A ubiquitous phenomenon in many guises*' Review of General Psychology, 2(2), pp. 175–220.
- Oliver, R. L. (1980). '*A Cognitive Model of the Antecedents and Consequences of Satisfaction Decisions*', Journal of Marketing Research, 17(4), p. 460. doi: 10.2307/3150499.
- Oliver, R. L. (1993). '*Cognitive, Affective, and Attribute Bases of the Satisfaction Response*', Journal of Consumer Research, 20(3), p. 418. doi: 10.1086/209358.
- Palanza, S. (2016) '*Internet of things, big data e privacy: la triade del futuro*', Istituto Affari Internazionali.
- Parasuraman A. (1997), '*Reflections on gaining competitive advantage through customer Value*' Journal of the Academy of Marketing Science 25 (2) (1997) 154–161.
- Park W., Milberg S. and Lawson R. (1991). '*Evaluation of Brand Extensions: The Role of Product Feature Similarity and Brand Concept Consistency*' Journal of Consumer Research.
- Patel K.K. and Patel S.M. (2016). '*Internet of things-IOT: definition, characteristics, architecture, enabling technologies, application & future challenges*' International journal of engineering science and computing. DOI: 10.4010/2016.1482
- Patwardhan, P. and Yang, J. (2003). '*Internet dependency relations and online consumer behaviour: a media system dependency theory perspective on why people shop, chat, and read news online*' Journal of Interactive Advertising, 3(2), pp. 57–69.
- Paul R.K. (2006). '*Multicollinearity: Causes, effects and remedies*' M. Sc. (Agricultural Statistics), Roll No. 4405 I.A.S.R.I, Library Avenue, New Delhi-110012
- Pfeffer J., Zorbach T. and Carley K.M. (2014) '*Understanding online firestorms: Negative word-of-mouth dynamics in social media networks*' Journal of Marketing

Communications Volume 20, 2014 Issue 1-2: Special Issue: Word of Mouth and Social Media. doi: 10.1080/13527266.2013.797778

Ponweiser M. (2012). '*Latent Dirichlet Allocation in R*' Institute for Statistics and Mathematics <http://statmath.wu.ac.at/>

Puget, J. F. (2016). 'What is Machine Learning?', IBM Community. Available at: https://www.ibm.com/developerworks/community/blogs/jfp/entry/what_is_machine_learning?lang=en.

Randriambelonoro M., Chen Y. and Pu P. (2017) '*Can Fitness Trackers Help Diabetic and Obese Users Make and Sustain Lifestyle Changes?*' Computer 50(3):20-29 DOI: 10.1109/MC.2017.92

Recker J. (2010). '*Continued use of process modelling grammars: the impact of individual difference factors*' European Journal of Information Systems, 19(1), 76–92.

Reichheld F.F. (1993) '*Loyalty-Based Management*' Harvard Business Review 74 (1996) pp. 56–67.

Roca J., Chiu C. and Martínez, F. (2006). '*Understanding e-learning continuance intention: An extension of the Technology Acceptance Model*'. International Journal of Human-Computer Studies, 64, 683–696.

Roca J. and Gagné M. (2008). '*Understanding e-learning continuance intention in the workplace: A self-determination theory perspective*' Computers in Human Behavior, 24, 1585–1604.

Rogers E. (1995). '*Diffusion of innovations*' 4th edn. Free Press.

Rosch E., Mervis C.B., Gray W.D., Johnson D.M. and Boyes-Braem P. (1976). '*Basic objects in natural categories*' Cognitive Psychology Volume 8, Issue 3, July 1976, Pages 382-439

Rosnow R.L., Rosenthal R. (1989). '*Definition and interpretation of interaction effects*' Psychological Bulletin Vol. 105, No. 1 pp. 143-146

Russell G., Del N. Wilz D.M., Sewell Sr. and Knowles C.H. (1999). '*System And Method For Carrying Out Information-Related Transactions Using Web Documents Embodying Transaction Enabling Applets Automatically Launched And Executed In Response To Reading Url-Encoded Symbols Pointing Thereto*' Available at: <https://patentimages.storage.googleapis.com/87/bf/5b/e877b782c8c461/US5905248.pdf>

R Documentation. '*Handle - Create And Configure A Curl Handle*' Available at: <https://www.rdocumentation.org/packages/curl/versions/4.3/topics/handle>

R Documentation. 'Merge - Merge Two Data.tables' Available at: <https://www.rdocumentation.org/packages/data.table/versions/1.12.8/topics/merge>

R Documentation. 'Tidy - Tidy The Result Of An Estimator Into A Data.frame' Available at: <https://www.rdocumentation.org/packages/estimatr/versions/0.12/topics/tidy>

Saadé R. and Bahli B. (2005). 'The impact of cognitive absorption on perceived usefulness and perceived ease of use in on-line learning: an extension of the technology acceptance model.' *Information & Management*, 42, 317–327.

Safaei B., Monazzah A.M.H., Bafroei M.B. and Ejlali A. (2017) 'Reliability side-effects in Internet of Things application layer protocols' International Conference on System Reliability and Safety (Milan) DOI: 10.1109/ICSRS.2017.8272822

Sasirekha K. and Baby P. (2013). 'Agglomerative Hierarchical Clustering Algorithm- A Review' *International Journal of Scientific and Research Publications*, Volume 3, Issue 3, March 2013 1 ISSN 2250-3153

Sapsford R. (2006). 'Survey research' preview available at: books.google.com

Scornavacca E. and Huff S. (2008) 'Exploring the Literature on User Acceptance of Mobile Technologies', Global Mobility Roundtable.

Shin D.H. and Biocca F. (2017) 'Health experience model of personal informatics: The case of a quantified self' *Computers in Human Behavior*. Volume 69, April 2017, Pages 62-74

Sjöklint M. (2014). 'The Measurable Me: The Influence of Self-Quantification on the Online User's Decision-Making Process' *Publisher Association for Computing Machinery*. Pages 131-137 Article number: 2642737 ISBN 9781450330480

Smith D.C. and Park C.W. (1992). 'The Effects of Brand Extensions on Market Share and Advertising Efficiency' *Journal of Marketing Research* Vol. XXIX (August 1992), 296-313

Smutkupt P., Krairit D. and Esichaikul V. (2011) 'Mobile marketing: implications for marketing strategies' *International Journal of Mobile Marketing* 5 (2) (2011) pp. 126–139.

Stafford M.R. (1994). 'How customers perceive service quality' *Journal of Retail Banking*, Vol. 16, Issue 2

Statista (2019) 'Wearable Devices Market 2019 Size, Statistics, Growth, Revenue, Analysis & Trends' Available at: <https://www.statista.com/outlook/319/100/wearables/worldwide>

Steinbach M., Karypis G. and Kumar V. (2000). *'A Comparison of Document Clustering Techniques'* Department of Computer Science / Army HPC Research Center, University of Minnesota 4-192 EE/CSci Building.

Strategy Analytics (2019). *'Global Smartwatch Shipments'* available at: <https://www.strategyanalytics.com/strategy-analytics/blogs/wearables/2019/11/06/global-smartwatch-shipments-leap-to-14-million-units-in-q3-2019>

Swan M. (2009). *'Emerging patient-driven health care models: an examination of health social networks, consumer personalized medicine and quantified self-tracking'* Int. J. Environ. Res. Public Health 2009, 6(2), 492-525; <https://doi.org/10.3390/ijerph6020492>

Swan M. (2013). *'The quantified self: Fundamental disruption in big data science and biological discovery'* Big Data Vol. 1, No. 2. <https://doi.org/10.1089/big.2012.0002>

Sweeney J.C. and Soutar G.N. (2001). *'Consumer perceived value: The development of a multiple item scale'* Journal of retailing, Volume 77, Issue 2, Summer 2001, Pages 203-220

Sørnebø Ø. and Eikebrokk T.R. (2008). *'Explaining IS continuance in environments where usage is mandatory'* Computers in Human Behavior, 24, 2357–2371.

Thong J., Hong S., and Tam K. (2006). *'The effects of post-adoption beliefs on the expectation-confirmation model for information technology continuance'* International Journal of Human-Computer Studies, 64, 799–810.

Traspinar, A. (2015), "Text Classification and Sentiment Analysis". Available at: <http://ataspinar.com/2015/11/16/text-classification-and-sentiment-analysis/>.

Tversky A. (1977). *'Features of similarity'* Psychological Review Vol 84 No 4 July

Turel O., Serenko A. and Giles P. (2011). *'Integrating technology addiction and use: An empirical investigation of online auction users'* MIS Quarterly, 35(4), 1043–1061.

Unni R.M. (2005). *'Value perceptions and retention of textbooks among marketing and other business majors'* Marketing Education Review, Volume 15, 2005 - Issue 2, Pages 71-79

Upwork (2018), "What is Web Scraping and How Can You Use It?". Available at: <https://www.upwork.com/hiring/for-clients/web-scraping-tutorial/>.

Vyas D., Balakrishnan A. and Vyas A. (2015) *'The Value of the P Value'* Am J Robot Surg. 2015 Dec; 2(1): 53–56. doi: 10.1166/ajrs.2015.1017

- VXchnge (2020). '*Comprehensive Guide to IoT Statistics You Need to Know in 2020*' Available at: <https://www.vxchnge.com/blog/iot-statistics>
- Zhang P., Li, N., and Sun H. (2006). '*Affective quality and cognitive absorption: Extending technology acceptance research*' HICSS'06. Proceedings of the Hawaii International Conference on System Sciences.
- Zeng L.-Y. (2012) '*A Security Framework for Internet of Things Based on 4G Communication*' in Computer Science and Network Technology (ICCSNT), 2012, pp. 1715-1718
- Wachter K., Kim Y.H., Kim M. (2012), '*Mobile users: choosing to engage*' International Journal of Sales, Retailing and Marketing 1 pp. 3–13
- Walker D.A. (2016). '*Nine pseudo R2 indices for binary logistic regression*' models Journal of Modern Applied Statistical Methods, Vol. 15, No. 1, 848-854.
- Ward Jr. J.H., Hook M.E. (1963). '*Application of an hierarchical grouping procedure to a problem of grouping profiles*' Educational and Psychological measurement Vol. XXIII, No. 1
- Wason P.C., (1959). '*The processing of positive and negative information*' Quarterly Journal of Experimental Psychology, 11(2), 92–107.
- Weisberg S. (2005). '*Applied linear regression*' Third Edition. Wiley-Interscience. A John Wiley & Sons, Inc., Publication
- WHO (2006) '*Physical activity and health in Europe: evidence for action*' Available at: http://www.euro.who.int/__data/assets/pdf_file/0011/87545/E89490.pdf?ua=1
- WHO (2010) '*Global Recommendations on Physical Activity for Health*' Available at: https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/44399/9789241599979_eng.pdf?sequence=1
- Wikipedia (2020). '*Smartwatch*' Available at: <https://en.wikipedia.org/wiki/Smartwatch>
- Wikipedia (2020). '*Best Buy*' Available at: https://en.wikipedia.org/wiki/Best_Buy
- Woodruff R.B. (1997), '*Customer value: the next source for competitive edge*' Journal of the Academy of Marketing Science 25 (2) pp. 139–153.
- Wright K.B. (2005). '*Researching Internet-Based Populations: Advantages and Disadvantages of Online Survey Research, Online Questionnaire Authoring Software Packages, and Web Survey Services*' Journal of Computer-Mediated Communication, Volume 10, Issue 3, 1 April 2005, JCMC1034, <https://doi.org/10.1111/j.1083-6101.2005.tb00259.x>

Wright R.E. (1995). *Logistic regression* In L. G. Grimm & P. R. Yarnold (Eds.), *Reading and understanding multivariate statistics* (p. 217–244). American Psychological Association.

Lo Smartwatch come ubiquitous media
system: studio empirico sui driver della
continuance intention to use attraverso
applicazioni di text mining

Prof. Michele Costabile

RELATORE

Prof.ssa Maria Giovanna Devetag

CORRELATORE

Francesco Santangelo
Matr. 713221

CANDIDATO

Introduzione	1
Capitolo 1 - Internet of Things, Wearable device e Smartwatch	3
1.1 L'evoluzione dell'Internet of Things	4
1.2 Il mercato dell'Internet of Things	6
1.3 La struttura di Internet of Things	8
1.4 Le aree di applicazione dell'Internet of Things.....	10
1.5 IoT Business e Consumer.....	11
1.6 La categoria wearable.....	15
1.6.1 L'evoluzione e il mercato dei dispositivi wearable	17
1.7 Smartwatch: definizione e sviluppo	19
1.7.1 L'Evoluzione e il mercato degli smartwatch.....	21
Capitolo 2 - L'estensione del modello della continuance intention to use	24
2.1 Il text mining e la sentiment analysis	25
2.1.1 La scelta del prodotto.....	27
2.1.2 Il data scraping.....	29
2.1.3 Il dataframe	33
2.1.4 Il modello Bag of Words	35
2.1.5 Le sentiment word	38
2.1.6 La sentiment polarity	40
2.1.7 La ricerca degli aspetti.....	45
2.1.8 Il topic modeling.....	45
2.1.9 La cluster analysis.....	51
2.1.10 La sentiment analysis degli aspetti	54
2.2 Theoretical Framework	58
2.2.1 Il concetto di dependency da un dispositivo multimediale.....	63
2.3 Il contributo della ricerca	67
2.3.1 Il dispositivo per la raccolta dei dati empirici	67
2.3.2 L'inserimento di nuove variabili	70
2.3.3 La variabile quantified self	71
2.3.4 La variabile perceived ease of use	77
2.3.5 La variabile perceived value.....	77
2.3.6 La variabile perceived similarity for smartphone.....	79
2.4. Il modello concettuale e le ipotesi di ricerca.....	81
Capitolo 3 - I risultati delle analisi e le conclusioni	89
3.1 Metodologia di ricerca.....	89
3.2 Variabili e scale di misurazione	90
3.2.1 Attitude Active/Sedentary	91
3.2.2 Quantified Self.....	93

3.2.2.1 Self-tracking motivation	93
3.2.2.2 Quantified Self Intensity	95
3.2.3 Dependency	96
3.2.4 Confirmation.....	98
3.2.5 Perceived Usefulness	98
3.2.6 Perceived Ease of Use	99
3.2.7 Satisfaction	99
3.2.8 Perceived Similarity for Smartphone.....	100
3.2.9 Perceived Value	101
3.2.10 Continuance Intention to Use	102
3.3. Data Collection.....	102
3.3.1 Il campione degli utenti smartwatch.....	104
3.3.2 Informazioni sui rispondenti non utilizzatori di smartwatch.....	105
3.4 Analisi preliminari: Affidabilità e Correlazione	106
3.4.1 Validità e Affidabilità.....	106
3.4.2 Correlazione.....	109
3.5 Risultati	110
3.5.1 La regressione lineare	113
3.5.2 L'Analisi della Varianza (ANOVA).....	116
3.5.3 La regressione logistica	118
3.5.4 Una prima assunzione attraverso il test-t a campioni indipendenti ..	122
3.5.5 I test di verifica delle ipotesi.....	125
3.6 Discussione dei risultati.....	142
3.6.1 I limiti dello studio e gli spunti per ricerche future	145
Conclusione.....	147
Appendice	149
Bibliografia	168

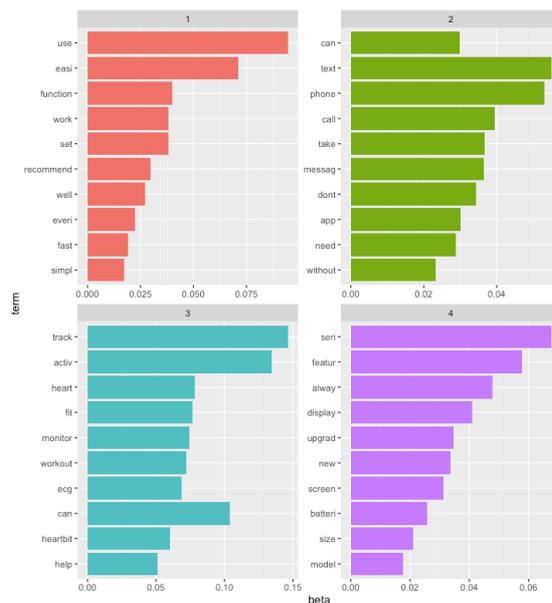
Negli ultimi 20 anni, l'innovazione tecnologica ha subito una forte accelerazione, generando un significativo cambiamento nei modelli di business di tutte le aziende. L'impatto del cambiamento è trasversale, in quanto l'innovazione è connessa allo stesso tempo sia alla semplificazione dei processi aziendali e sia all'introduzione di nuovi beni, servizi ed esperienze che rappresentano nuove opportunità di fatturato per le imprese. In questo contesto si inserisce la *digital transformation*, intesa come l'insieme dei cambiamenti tecnologici impattanti la cultura, la società, le aziende e il mercato, la quale è divenuta parte integrante dei dibattiti accademici, manageriali e persino socio-politici dei giorni nostri, soprattutto poiché quest'ultima ha il fine di migliorare l'applicazione delle tecnologie digitali nella società in toto.

L'avvento dell'Internet of Things (IoT), o Internet delle cose, ha permesso l'introduzione di nuovi dispositivi digitali in grado di interagire con il mondo che li circonda, acquisendo e processando dati, grazie all'utilizzo di Internet e degli algoritmi di machine learning e intelligenza artificiale. All'interno del mondo IoT, tra i dispositivi più apprezzati e diffusi, ritroviamo gli smartwatch, orologi digitali intelligenti in grado di svolgere differenti funzioni, simili e talvolta persino sostitutive di quelle svolte dagli smartphone. Inizialmente lanciati come prodotti di nicchia, questa categoria di *device* indossabili sta diventando sempre più popolare nel mercato, grazie all'introduzione di nuove tecnologie e all'evoluzione di quelle già esistenti, che hanno generato un cambiamento anche nella considerazione del dispositivo da parte dei consumatori. Ad oggi la maggior parte degli smartwatch è dotata di tecnologia wireless, la quale permette al dispositivo di estendere e replicare le funzionalità svolte dallo smartphone al quale è abbinato e collegarsi quindi alla rete Internet. Seppure molte attività richiedono il collegamento al telefono per il loro funzionamento, lo smartwatch possiede anche una serie di altre attività indipendenti che può svolgere in totale autonomia. Probabilmente è proprio l'evoluzione di queste attività considerate autonome e il miglioramento delle performance delle attività subordinate che, negli ultimi anni, ha portato alla crescita del mercato, facendo in modo che l'orologio smart non sia considerato solo come un accessorio dipendente dallo smartphone ma anche come un dispositivo per certi aspetti indipendente e non esclusivamente utile all'estensione delle funzionalità dell'hardware di riferimento. Un momento fondamentale, che determina le sorti di un qualsiasi prodotto, smartwatch incluso, è quello dell'accettazione, la quale si traduce dapprima in adozione e quindi in acquisto e diffusione. Allo stesso tempo però l'adozione e la diffusione di un prodotto o servizio

non bastano per spiegarne il suo successo a lungo termine e, pertanto, risulta necessario comprendere quali siano le ragioni che spingono gli utenti a continuare ad utilizzare quello specifico prodotto. Proprio in relazione a quanto appena esposto, questo studio si pone il fine di identificare i principali driver in grado di influenzare significativamente l'intenzione dei consumatori di continuare ad utilizzare il proprio smartwatch, ossia di individuare le variabili che sintetizzano il comportamento post-acquisto degli utenti e che possono spiegare la sopravvivenza del dispositivo nel tempo. Per realizzare tale obiettivo, in questa ricerca viene presentata una duplice estensione del modello concettuale della *continuance intention to use* (K.D.A. Carillo, S. Scornavacca e E. Za, 2017), dove la prima è relativa al dispositivo considerato e quindi il modello, inizialmente sviluppato per la tecnologia smartphone, sarà applicato agli orologi intelligenti, mentre l'altra è riconducibile all'integrazione di ulteriori costrutti. Per comprendere in maniera approfondita l'impatto della seconda estensione è necessario un focus sulla variabile dipendente oggetto dell'analisi: la *continuance intention to use*. L'utilizzo continuativo nel tempo, ovviamente, presuppone che il consumatore abbia già acquistato un determinato prodotto o un determinato servizio e che ne abbia effettuato una prima valutazione in termini di performance. Pertanto, in questo ambito, risultano fondamentali i costrutti che si concretizzano nella fase di post-acquisto, riscontrabili attraverso un'analisi che mira alla comprensione delle variabili maggiormente rilevanti, che determinano e influenzano in modo significativo le percezioni dei consumatori. Proprio per questo motivo saranno condotte alcune tecniche di *text mining* sulle recensioni dei consumatori relative al prodotto Apple Watch, utilizzato come campione della categoria merceologica di riferimento vista la sua posizione di leader all'interno del mercato di riferimento. Le tecniche di *text mining* utilizzate sono volte alla comprensione dell'orientamento dell'opinione generale (*sentiment*) e, soprattutto, si pongono il fine di rilevare gli aspetti del prodotto ritenuti più importanti dai consumatori, i quali saranno sintetizzati in variabili che potranno essere introdotte nel modello concettuale. L'analisi sopracitata è stata effettuata costituendo un data set comprensivo delle recensioni dei consumatori presenti su due diversi siti Web, Amazon in Gran Bretagna e BestBuy in Nord America, le quali sono state ricavate mediante il processo di *data scraping* condotto attraverso il software di programmazione R. Per comprendere inizialmente la natura del corpo testuale in termini di positività e negatività delle opinioni, sono state estratte le *sentiment word*, ossia l'insieme di parole più frequenti che contribuiscono alla

formazione del *sentiment* positivo e negativo, ed è stata condotta l'analisi della polarità mediante il pacchetto "syuzhet" e l'utilizzo di tutti e 4 i *lexicon* presenti al suo interno (Syuzhet, Afinn, Bing e Nrc). Entrambi i processi hanno evidenziato una chiara positività del corpo testuale. Dopo aver condotto la *sentiment analysis*, è risultato opportuno catturare gli aspetti più frequenti all'interno delle recensioni, al fine di ottenere un risultato più specifico e significativo dal punto di vista manageriale. La ricerca degli aspetti è iniziata attraverso il *topic modeling*, per poi proseguire con la *cluster analysis*, utilizzata per confermare i risultati ottenuti con il primo metodo. Infine, è stata condotta una ricerca manuale all'interno delle recensioni delle parole e degli *n-gram* associabili ai *topic* estratti. Questi diversi processi hanno portato alla creazione di 4 diversi aspetti, i quali sono stati confrontati sulla base del *sentiment*, ottenuto attraverso l'utilizzo del *lexicon* Bing. Con il *topic modeling* è stato possibile determinare il numero di aspetti latenti nel testo ed eseguire il processo di assegnazione delle specifiche parole ai *topic* attraverso il modello LDA (*Latent Dirichelet Allocation*) introdotto nel 2003 e implementato come software nel 2004 da Blei et al. Dopo aver selezionato quindi il numero ottimale di *topic* uguale a 4 è stato possibile osservare le probabilità di appartenenza delle parole ad ognuno di questi e, di conseguenza, individuare le parole maggiormente rilevanti per ogni aspetto considerato (figura 1.1)

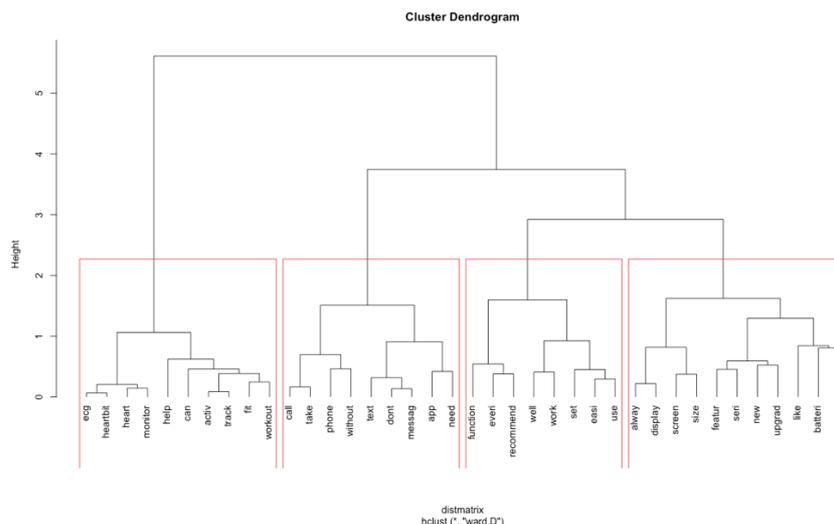
Figura 1.1 I diversi topic generati con metodo LDA



Il grafico permette di determinare il significato di ogni aspetto, osservando la combinazione delle diverse parole. È bene ricordare che, a causa della trasformazione

del corpo testuale, alcune parole possono apparire non propriamente corrette dal punto di vista grammaticale e che, inoltre, per le proprietà del *topic modeling* le parole possono essere comuni a più *topic*. In particolare, si può notare che il primo *topic* è riferito alla facilità d'uso, con particolare riguardo alla semplicità delle funzioni e alle performance offerte dal prodotto. Il secondo *topic* suggerisce che l'aspetto saliente sia la similarità percepita tra le funzioni dell'Apple Watch e quelle possedute da un comune smartphone. Il *topic* numero tre fa riferimento alla possibilità di monitorare l'attività fisica attraverso il dispositivo, determinando il cosiddetto *quantified self* attraverso alcune metriche risultanti dallo *screen*. Il quarto ed ultimo *topic* è principalmente relativo alle nuove *feature* dell'ultimo modello (*series 5*) sviluppato da Apple, sintetizzando il piacere espresso verso queste innovazioni che può essere raccolto nella sfera del valore percepito dai consumatori. Dopo l'esecuzione del *topic modeling*, è stata condotta la *cluster analysis* con metodo gerarchico agglomerativo al fine di confermare i risultati ottenuti con l'analisi precedente. Questo specifico metodo assegna in modo irrevocabile le unità statistiche ai diversi cluster, mirando alla genesi di unico cluster a partire dalle diverse unità statistiche considerate (K. Sasirekha, P. Baby, 2013). Conducendo l'analisi sul software R e selezionando il metodo *cosine similarity* per il calcolo della matrice delle prossimità e il metodo di Ward per processare l'aggregazione iterata delle unità statistiche, è stato possibile ottenere la suddivisione delle parole in $k = 4$ cluster, dove k è stato scelto a priori.

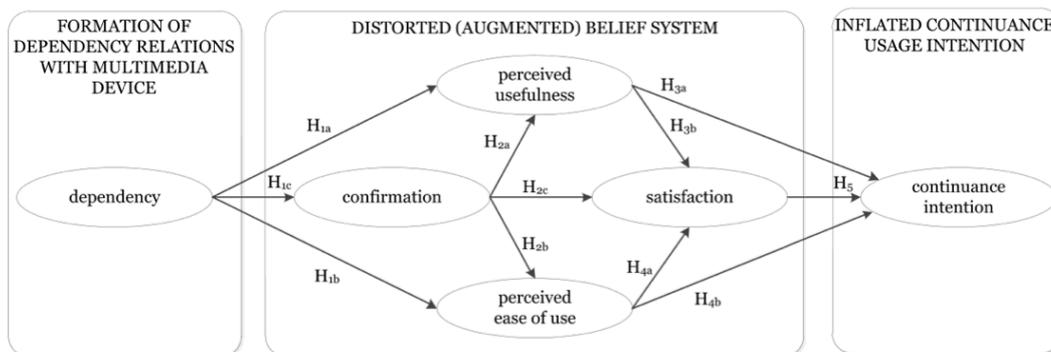
Figura 1.2 Dendrogramma e definizione dei 4 cluster



Osservando le parole comprese nei diversi cluster, si può notare la similarità con gli aspetti ritrovati attraverso il *topic modeling*, determinando quindi la buona riuscita

dell'operazione. Per determinare in che modo i costrutti ritrovati possano influenzare le variabili già presenti nel modello della *continuance intention to use* e per definire di conseguenza la direzione delle ipotesi di ricerca, è stato reputato opportuno condurre un'ulteriore *sentiment analysis*, relativa esclusivamente alle nuove variabili, al fine di comprenderne la relativa opinione dei consumatori. Quest'ultima ha dimostrato che la positività dell'opinione degli utenti è riconducibile, oltre che al testo, anche a tutti gli argomenti considerati. In seguito al ritrovamento degli aspetti e alla comprensione della loro polarità, è possibile introdurre questi ultimi, sotto forma di variabili, all'interno del modello della *continuance intention to use* (K.D.A. Carillo, S. Scornavacca e E. Za, 2017), al fine di realizzare lo scopo dello studio, ossia la duplice estensione del modello sopracitato. Il modello concettuale proposto da K.D.A. Carillo, S. Scornavacca e E. Za nel 2017 è volto a studiare l'influenza della *dependency* sul comportamento dei consumatori e, più precisamente, sull'intenzione di continuare ad utilizzare un cosiddetto *ubiquitous media system*, ossia un sistema multicontesto e multiscopo, in grado di svolgere diverse funzioni, riuscendo a fornire un accesso fluido alla rete e alle informazioni attraverso una varietà di canali (J. Lin et al., 2012; S.A. Matei et al., 2010). Per il raggiungimento dello scopo prefissato, gli autori, svilupparono un modello di ricerca in grado di combinare la teoria della *Media System Dependency* (MSD), (S.J. Ball-Rokeach e M.L. DeFleur, 1976), la quale spiega la dipendenza dei consumatori dai canali di comunicazione definiti ad oggi come tradizionali, con l'*Information System continuance model* presentato da A. Bhattacharjee nel 2001 e basato sulla *Expectation-confirmation theory* proposta da Richard L. Oliver in due studi condotti nel 1977 e nel 1980.

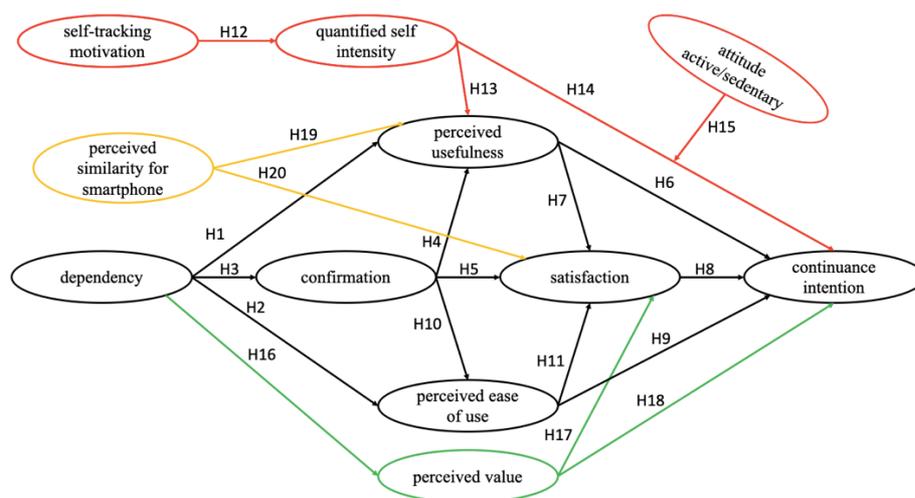
Figura 1.3 Modello Concettuale della dependency



Fonte: Carillo, Scornavacca e Za, 2017

Un limite riscontrabile nel modello della *continuance intention to use* (K.D.A. Carillo, S. Scornavacca e E. Za, 2017) è relativo alla scelta dell'*ubiquitous media systems* di riferimento. Questa infatti è stata pressoché obbligata, in quanto la raccolta dei dati empirici è stata condotta nel 2012, anno in cui, l'unico dispositivo multimediale (*ubiquitous media system*) dotato di un'alta penetrazione di mercato era lo smartphone. A differenza del 2012, oggi esistono diversi dispositivi che godono allo stesso tempo delle specifiche necessarie per essere considerati sistemi multimediali onnipresenti e di un accettabile successo nel mercato e, uno di questi, è sicuramente lo smartwatch. La considerazione di un'ulteriore tassonomia di *ubiquitous media system* quindi rappresenta la prima estensione del modello, mentre la seconda è riferita all'introduzione delle variabili ritrovate attraverso le differenti tecniche di *text mining*, ossia il *quantified self*, il *perceived value* e la *perceived similarity for smartphone*. Diverso è il discorso per l'altra variabile ritrovata, ossia la *perceived ease of use*, in quanto quest'ultima risulta già presente nel modello concettuale. In seguito alle precedenti considerazioni, viene proposto il modello concettuale, visibile in figura 1.4, e le relative ipotesi di ricerca, al fine di valutare l'adattabilità del modello della *continuance intention to use* alla categoria smartwatch, andando ad integrare tre costrutti che coincidono con ciò che i consumatori reputano maggiormente importante al momento di valutazione delle performance in fase di post-acquisto.

Figura 1.4 Il Modello di Ricerca



H1: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *utilità percepita*.

H2: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *facilità d'uso percepita*.

H3: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *confirmation*.

H4: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *utilità percepita*.

H5: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *soddisfazione*.

H6: il livello di *utilità percepita* in termini di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente la *continuance intention to use*.

H7: il livello di *utilità percepita* in termini di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *soddisfazione*.

H8: il livello di *soddisfazione* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente la *continuance intention to use*.

H9 il livello di *facilità d'uso percepito* di uno smartwatch influenza positivamente la *continuance intention to use*.

H10: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *facilità d'uso percepita*.

H11: il livello di *facilità d'uso percepito* di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *soddisfazione*.

Ad integrazione delle ipotesi formulate nella ricerca condotta da Carillo, Scornavacca e Za nel 2017, vengono considerate le ipotesi relative al *quantified self*, al *perceived value* e alla *perceived similarity for smartphone*.

Il *quantified self*, è strettamente collegato al fenomeno del *self-tracking* o *self-quantification* in quanto si genera dall'analisi dei risultati ottenuti attraverso l'auto-tracciamento. Le pratiche di *self-tracking*, pertanto, sono dirette al monitoraggio, alla registrazione, e alla misurazione, di elementi comportamentali e di funzioni corporee di un individuo. La ricerca "*Quantifying the quantified self: a study on the motivation of patients to track their own health*", (H. Gimpel, K. Nißen e R.A. Görlitz, 2013), ha dimostrato che una maggiore motivazione all'auto-monitoraggio porta gli individui a dedicarsi maggiormente all'attività di *quantified self*. Di conseguenza, nel presente studio si ipotizza che:

H12: Il livello di *motivazione al self-tracking* influenza positivamente l'intensità di *quantified self*.

Inoltre, in letteratura è stato dimostrato che il *quantified self*, riferito essenzialmente al monitoraggio di alcuni aspetti personali mediante varie metriche, comunemente raccolte attraverso la tecnologia indossabile, è in grado di influenzare i processi decisionali e persino il comportamento degli utenti (M. Sjöklint, 2014).

In questa ricerca si intende proporre che il *quantified-self* tramite smartwatch sia in grado di influenzare il processo decisionale in fase di post-acquisto e quindi, più nel dettaglio, che questa attività abbia un effetto sulla percezione di utilità del dispositivo e sulla *continuance intention to use*. Alla luce di quanto esplicito, si ipotizza che:

H13: Il livello dell'intensità con cui viene svolto il *quantified self* tramite smartwatch, influenza positivamente il grado di *utilità percepita*.

H14: Il livello dell'intensità con cui viene svolto il *quantified self* tramite smartwatch, influenza positivamente la *continuance intention to use*.

La crescente importanza dell'apparenza nel contesto odierno incentiva gli individui a tenersi in forma e a mantenere delle corrette abitudini al fine di mantenere un buono stato di salute (C. Bouchard, S.N. Blair e W.L. Haskell, 2012). In questo senso gli smartwatch, possedendo la capacità di sintetizzare l'attività fisica quotidiana svolta dall'utente, stanno assumendo sempre più le sembianze di un personal trainer digitale che, oltre a quantificare le sessioni di allenamento, fornisce dei programmi personalizzati indicando la giusta strada da seguire al fine di migliorare il proprio stato di forma. Proprio per il motivo sopracitato, in questa ricerca risulta opportuno considerare un aspetto relativo alla natura del consumatore, che si presume essere strettamente collegato al *quantified self*, proponendo che:

H15: l'effetto generato dall'intensità di *quantified self* sulla *continuance intention to use* è influenzato dall'*attitudine attiva o sedentaria* degli utenti.

È stato dimostrato che la *dependency* di un consumatore verso un *ubiquitous media system* altera il suo comportamento e le sue percezioni in relazione al sistema preso in considerazione. Nella presente ricerca si intende proporre che, la dipendenza da un dispositivo multimediale generi un'influenza positiva sul valore che egli percepisce.

Il valore percepito può essere definito come la capacità di un prodotto, in base alle sue caratteristiche e alle sue funzionalità, di creare valore per il consumatore, generando di conseguenza soddisfazione ed engagement nei confronti del prodotto stesso (Y.H. Kim et al., 2013). Pertanto, si ipotizza che:

H16: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *perceived value*.

Alcuni studi dimostrano che la percezione del valore da parte dei consumatori è legata alla loro soddisfazione generale (F.F. Reichheld, 1993; R.B. Woodruff, 1997). Questi studi, inoltre, indicano che esiste una relazione positiva tra il valore percepito dai consumatori e la loro soddisfazione. Ciò che si vuole proporre è che un elevato valore percepito, oltre ad aumentare la soddisfazione, sia in grado di influenzare il comportamento futuro degli utenti, traducibile nell'utilizzo continuativo del prodotto. Pertanto, si ipotizza che:

H17: il livello di *valore percepito* di uno smartwatch influenza positivamente il grado di *soddisfazione*.

H18: il livello di *valore percepito* di uno smartwatch influenza positivamente la *continuance intention to use*.

Gli smartwatch, a differenza degli smart *wristband*, nella maggior parte dei casi sono appartenenti a brand già affermati nel settore della telefonia mobile attraverso i propri dispositivi smartphone (Apple e Samsung ad esempio) e pertanto risulta possibile considerare lo smartwatch come un'estensione dello smartphone. In letteratura emerge che il *fit* esistente tra due prodotti è misurato in funzione dei giudizi di similarità, in cui i consumatori confrontano alcuni aspetti comuni ai prodotti *existing* (esistenti) e ai prodotti *expanded* (estensioni). Per similarità, quindi si intende il grado di somiglianza o congruenza generale tra il prodotto definito come *existing* e il prodotto connotato come *expanded* (D.A. Aaker e K.L. Keller, 1990).

Ricerche recenti hanno dimostrato che la similarità percepita tra smartwatch e smartphone genera un effetto positivo sull'utilità, sulla facilità d'uso e sull'estetica percepite dai consumatori nei confronti dell'orologio digitale. Alla luce di ciò, anche in questa ricerca si ipotizza che:

H19: il livello di *similarità percepita tra smartwatch e smartphone* influenza positivamente il grado di *utilità percepita*.

Inoltre, è definito che la semplicità percepita, a riguardo delle funzionalità e dell'interfaccia dello smartphone, influenza fortemente la soddisfazione degli *user* (J.H. Choi e H.J. Lee, 2012).

Pertanto, assumendo che le *features* di smartwatch e smartphone sono percepite come simili, si ipotizza che:

H20: il livello di *similarità percepita tra smartwatch e smartphone* influenza positivamente il grado di *soddisfazione*.

Prima di testare le ipotesi attraverso i test statistici inferenziali, è stata inizialmente valutata l'affidabilità delle scale utilizzate per la misurazione dei costrutti, attraverso l'indice *alpha* di Cronbach, i cui risultati sono visibili in figura 1.5.

Figura 1.5 Affidabilità delle misurazioni

<i>Variabile</i>	<i>Affidabilità</i>
Motivation ST	$\alpha = 0,940$
Dependency	$\alpha = 0,971$
Confirmation	$\alpha = 0,859$
Perceived Usefulness	$\alpha = 0,854$
Perceived Ease of Use	$\alpha = 0,852$
Satisfaction	$\alpha = 0,885$
Perceived Similarity	$\alpha = 0,916$
Perceived Value	$\alpha = 0,941$
Continuance Intention	$\alpha = 0,803$

Tutti i coefficienti *alpha* risultano molto elevati, maggiori di 0,8, determinando un'alta affidabilità delle misurazioni considerate. Inoltre, prima di poter determinare l'esistenza di una differenza statistica in termini di *perceived usefulness* e *continuance intention to use* tra coloro che praticano *quantified self* con elevata intensità e coloro che lo praticano con bassa intensità, risulta opportuno verificare se l'esecuzione del *quantified self* influenzi in modo significativo le due variabili sopracitate. Dai risultati emersi dai 2 test-t a campioni indipendenti si ha che:

- Per la *perceived usefulness* i due gruppi presentano varianze eteroschedastiche e $t = 2,148$ e $p\text{-value} = 0,037/2 = 0,0185 < 0,025$, Di conseguenza risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla riferita all'uguaglianza tra i valori medi e quindi è possibile assumere che la media di *perceived usefulness* di coloro che praticano l'*attività di quantified self* (4,0497) sia maggiore in modo statisticamente significativo della media degli utenti che invece non praticano tale attività (3,6622).
- Per la variabile *continuance intention to use* i due gruppi presentano varianze omoschedastiche e $t = 3,771$ e $p\text{-value} = 0 < 0,025$. Di conseguenza risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla riferita all'uguaglianza tra i valori medi ed assumere che la media di *continuance intention* di coloro che praticano attività di *quantified self* (4,3623) sia maggiore e diversa in maniera significativa da quella relativa agli utenti che non svolgono l'auto-monitoraggio (3,9189).

Di seguito vengono condotti i test per la verifica delle ipotesi, la maggior parte dei quali fa riferimento a test multipli (regressioni multiple) in grado di fornire una visione più completa sulla bontà dei modelli e delle relazioni ipotizzate.

H1, H4, H13 e H19: Modello di regressione lineare multipla; DV = *perceived usefulness*; IV = *dependency, confirmation, quantified self intensity (dummy variable), perceived similarity for smartphone*.

- *Model fit:* Adjusted $R^2 = 0,593$; $F = 59,304$ e $p\text{-value} = 0 < 0,05$, di conseguenza si rifiuta l'ipotesi nulla e si può ammettere l'esistenza di almeno un coefficiente di regressione (*beta*) statisticamente significativo e diverso da 0.
- Significatività dei coefficienti:
 - *Depency:* $t = 0,358$ e $p\text{-value} = 0,721 > 0,025$. Non è possibile rigettare l'ipotesi nulla e pertanto il regressore non risulta significativo.
 - *Confirmation:* $t = 4,552$ e $p\text{-value} = 0 < 0,025$. Risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla e pertanto il regressore risulta significativo.
 - *Quantified self high intensity:* $t = 4,524$ e $p\text{-value} = 0 < 0,025$. Risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla e pertanto il regressore risulta significativo.
 - *Perceived similarity for smartphone:* $t = 7,814$ e $p\text{-value} = 0 < 0,025$. Risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla e pertanto il regressore risulta significativo.

Di seguito viene riportata la retta di regressione per il campione considerato riportando i coefficienti *b* non standardizzati associati alle *X* e considerando anche la variabile *dependency* seppure questa non influenza significativamente la *Y*. Proprio per questo motivo il regressore è stato riportato in rosso.

$$\widehat{\text{perc. usefulness}} = 1,585 + 0,013 \cdot \text{dependency} + 0,226 \cdot \text{confirmation} + 0,451 \cdot \text{QS.high.intensity} + 0,329 \cdot \text{perc.similarity}$$

H2, H10: Modello di regressione lineare multipla; DV = *perceived ease of use*; IV = *dependency, confirmation*.

- *Model fit:* Adjusted $R^2 = 0,244$; $F = 35,668$ e $p\text{-value} = 0 < 0,05$, di conseguenza si rifiuta l'ipotesi nulla e si può ammettere l'esistenza di almeno un coefficiente di regressione (*beta*) statisticamente significativo e diverso da 0.
- Significatività dei coefficienti:
 - *Depency:* $t = 0,562$ e $p\text{-value} = 0,575 > 0,025$. Non è possibile rigettare l'ipotesi nulla e pertanto il regressore non risulta significativo.
 - *Confirmation:* $t = 7,428$ e $p\text{-value} = 0 < 0,025$. Risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla e pertanto il regressore risulta significativo.

Considerando i coefficienti b non standardizzati associati alle X , anche per la variabile non significativa (riportata in rosso), l'equazione della retta di regressione sarà quindi:

$$\widehat{\text{perc. ease of use}} = 2,731 + 0,024 \cdot \text{dependency} + 0,397 \cdot \text{confirmation}$$

H3: Modello di regressione lineare semplice; DV = *confirmation*; IV = *dependency*

- *Model fit:* $R^2 = 0,173$; $F = 44,896$ e $p\text{-value} = 0 < 0,05$, di conseguenza si rifiuta l'ipotesi nulla e si può ammettere l'esistenza di almeno un coefficiente di regressione (β) statisticamente significativo e diverso da 0.
- Significatività del coefficiente:
 - *Dependency:* $t = 6,700$ e $p\text{-value} = 0 < 0,025$. Risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla e pertanto il regressore risulta significativo.

Considerando il coefficiente non standardizzato b associato al regressore si ha:

$$\text{confirmation} = 3,035 + 0,327 \cdot \text{dependency}$$

H5, H7, H11, H17 e H20: Modello di regressione lineare multipla; DV = *satisfaction*; IV = *perceived usefulness*, *perceived ease of use*, *confirmation*, *perceived value*, *perceived similarity for smartphone*

- *Model fit:* $\text{Adjusted } R^2 = 0,709$; $F = 105,767$ e $p\text{-value} = 0 < 0,05$, di conseguenza si rifiuta l'ipotesi nulla e si può ammettere l'esistenza di almeno un coefficiente di regressione (β) statisticamente significativo e diverso da 0.
- Significatività dei coefficienti:
 - *Confirmation:* $t = 8,433$ e $p\text{-value} = 0 < 0,025$. Risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla e pertanto il regressore risulta significativo.
 - *Perceived usefulness:* $t = 0,699$ e $p\text{-value} = 0,504 > 0,025$. Non è possibile rigettare l'ipotesi nulla e pertanto il regressore non risulta significativo.
 - *Perceived ease of use:* $t = 2,874$ e $p\text{-value} = 0,006 < 0,025$. Risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla e pertanto il regressore risulta significativo.
 - *Perceived value:* $t = 4,244$ e $p\text{-value} = 0 < 0,025$. Risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla e pertanto il regressore risulta significativo.
 - *Perceived similarity for smartphone:* $t = 0,387$ e $p\text{-value} = 0,443 > 0,025$. Non è possibile rigettare l'ipotesi nulla e pertanto il regressore non risulta significativo.

Considerando i coefficienti non standardizzati b associati ai regressori e considerando anche i β non significativi si ha:

$$\widehat{satisfaction} = 1,102 + 0,386 \cdot confirmation + 0,031 \cdot perc. usefulness + 0,117 \cdot perc. easeofuse + 0,242 \cdot perc. value + 0,030 \cdot perc. similarity$$

H12: Modello di regressione logistica binomiale semplice; DV = *quantified self intensity*; IV = *self-tracking motivation*

- *Model fit:* Accuratezza del modello = 94,4% > dell'Accuratezza del modello *baseline* = 83,9%. Cox & Snell $R^2 = 0,428$ e Nagelkerke $R^2 = 0,728$. Test di Hosmer e Lemeshow non significativo ($\chi^2 = 3,743$ e $p\text{-value} = 0,880 > 0,05$). Pertanto, è deducibile una buona capacità predittiva e un buon adattamento del modello ai dati. Dal test omnibus dei coefficienti del modello emerge che $\chi^2 = 89,804$ e $p\text{-value} = 0 < 0,05$. Di conseguenza si rifiuta l'ipotesi nulla e si può ammettere l'esistenza di almeno un coefficiente di regressione (*beta*) statisticamente significativo e diverso da 0.
- Significatività del coefficiente:
 - *Self-tracking motivation:* Wald = 25,197 e $p\text{-value} = 0 < 0,05$. Risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla e pertanto il regressore risulta significativo.

Considerando il coefficiente non standardizzato *b* associato al regressore si determina il *Logit* della variabile *quantified self intensity*:

$$\ln \frac{p_1}{1 - p_1} = -11,533 + 4,203 \cdot STmotivation$$

H6, H8, H9, H14 e H18: Modello di regressione lineare multipla; DV = *continuance intention*; IV = *perceived usefulness, perceived ease of use, satisfaction, quantified self intensity (dummy variable), perceived value*

- *Model fit:* Adjusted $R^2 = 0,651$; $F = 60,758$ e $p\text{-value} = 0 < 0,05$, di conseguenza si rifiuta l'ipotesi nulla e si può ammettere l'esistenza di almeno un coefficiente di regressione (*beta*) statisticamente significativo e diverso da 0.
- Significatività dei coefficienti:
 - *Perceived usefulness:* $t = 0,310$ e $p\text{-value} = 0,757 > 0,025$. Non è possibile rigettare l'ipotesi nulla e pertanto il regressore non risulta significativo.
 - *Satisfaction:* $t = 4,200$ e $p\text{-value} = 0 < 0,025$. Risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla e pertanto il regressore risulta significativo.
 - *Perceived ease of use:* $t = 0,763$ e $p\text{-value} = 0,447 > 0,025$. Non è possibile rigettare l'ipotesi nulla e pertanto il regressore non risulta significativo.

- *Quantified self high intensity* (condizione 1): $t = 8,096$ e $p\text{-value} = 0 < 0,025$. Risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla e pertanto il regressore risulta significativo.
- *Perceived value*: $t = 4,333$ e $p\text{-value} = 0 < 0,025$. Risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla e pertanto il regressore risulta significativo.

Considerando i coefficienti non standardizzati b associati ai regressori e considerando anche i β non significativi si ha:

$$\widehat{\text{continuance.int}} = 1,268 + 0,016 \cdot \text{perc.usefulness} + 0,296 \cdot \text{satisfaction} + 0,037 \cdot \text{perc.easeofuse} + 0,671 \cdot \text{QS.high.intensity} + 0,265 \cdot \text{perc.value}$$

H15: Two-Way-ANOVA; DV = *continuance intention*; IV = *quantified self intensity*, *attitude active/sedentary*

- *Test di Levene basato sulla media* = 1,865 e $p\text{-value} = 0,138 > 0,05$ di conseguenza non è possibile rifiutare l'ipotesi nulla e pertanto si assume l'omoschedasticità delle varianze tra i gruppi delle IV.
- Significatività delle variabili e dell'interazione:
 - *Quantified self intensity*: $F = 21,023$ e $p\text{-value} = 0 < 0,05$. Risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla e ammettere che la media di *continuance intention to use* degli utenti che praticano *quantified self* con elevata intensità sia (4,4963) diversa e maggiore di quella relativa a coloro che praticano *quantified self* con bassa intensità (3,6667).
 - *Attitude active/sedentary*: $F = 0,361$ e $p\text{-value} = 0,549 > 0,05$. Non risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla riferita all'uguaglianza del valore medio di *continuance intention to use* dei due gruppi considerati.
 - *Interaction*: $F = 7,558$ e $p\text{-value} = 0,007 < 0,05$. Risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla e ammettere che l'interazione sia significativa. Nel dettaglio un *user* considerato fisicamente attivo e che svolge con regolarità l'attività di *quantified self* possiede una *continuance intention* maggiore rispetto agli altri gruppi considerati:
 - $\text{media_highQS_active} = 4,5864 > 4,1358$ ($\text{media_highQS_sedentary}$);
 - $\text{media_highQS_active} = 4,5864 > 3,6000$ ($\text{media_lowQS_active}$);
 - $\text{media_highQS_active} = 4,5864 > 3,8889$ ($\text{media_lowQS_sedentary}$).

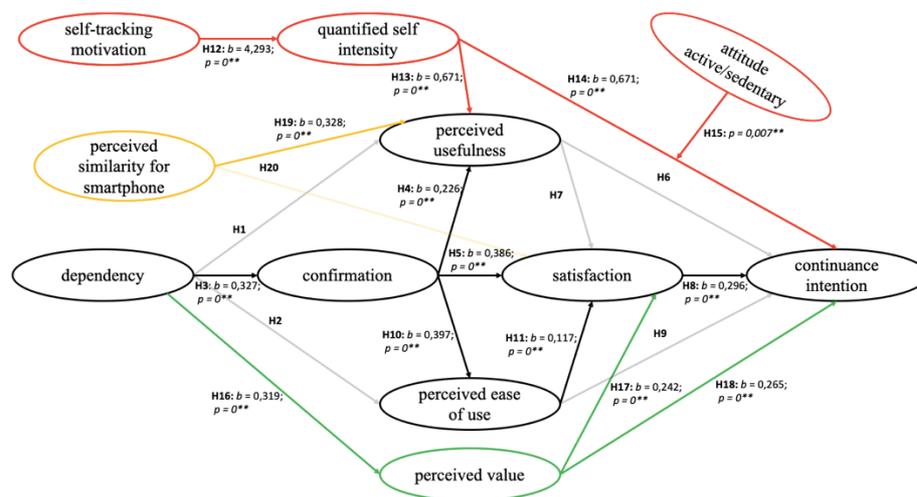
H16: Modello di regressione lineare semplice; DV = *perceived value*; IV = *dependency*

- *Model fit*: $R^2 = 0,233$; $F = 64,659$ e $p\text{-value} = 0 < 0,05$, di conseguenza si rifiuta l'ipotesi nulla e si può ammettere l'esistenza di almeno un coefficiente di regressione (*beta*) statisticamente significativo e diverso da 0.
- Significatività del coefficiente:
 - *Dependency*: $t = 8,053$ e $p\text{-value} = 0 < 0,025$. Risulta possibile rigettare l'ipotesi nulla e pertanto il regressore risulta significativo.

Considerando il coefficiente non standardizzato b associato al regressore si ha:

$$\text{perc. value} = 2,942 + 0,319 \cdot \text{dependency}$$

Figura 1.6 Il modello concettuale e le relazioni significative



Sebbene la maggior parte delle ipotesi di ricerca siano state confermate dai risultati, l'estensione del modello ad un'ulteriore tassonomia di sistema multimediale è parzialmente riuscita. Difatti, alcune relazioni emerse come significative per lo smartphone, nella ricerca di Carillo et al., 2017, non sono state confermate per lo smartwatch. In particolare, due delle ipotesi non supportate dai risultati, sono relative alla *dependency*, costruito la cui integrazione nel modello è dovuta ad un'intuizione della ricerca sopracitata, denotando che probabilmente la dipendenza razionale, che motiva l'individuo verso il raggiungimento dei propri obiettivi, non sia propriamente adatta a tutti i dispositivi multimediali. L'altro aspetto dell'estensione, ossia quello relativo all'inserimento di nuovi costrutti, ha restituito degli ottimi risultati. Tutte le nuove variabili considerate possiedono relazioni significative con i costrutti già presenti nel modello originale, decretando quindi una buona riuscita dell'interpretazione degli insight ritrovati in seguito all'utilizzo delle diverse tecniche di *text mining* sulle recensioni dei consumatori.

Bibliografia

- Aaker D.A. and Keller K.L. (1990). 'Consumer evaluations of brand extensions.' Journal of marketing. Vol. 54, pp. 27-41
- Abiteboul, S., Suci D and Buneman P. (2000), "Data on the Web: from relations to semistructured data and XML". Published by Morgan Kaufmann.
- Agarwal, R., and Karahanna, E. (2000). 'Time flies when you're having fun: cognitive absorption and beliefs about information technology usage'. MIS Quarterly, 24(4), pp. 665–694.
- Agostini D. (2018). 'Internet of Things: un'evoluzione del modello della continuance intention to use. un'analisi empirica sulle abitudini di utilizzo degli utenti smartphone e smartwatch' Luiss Thesis. Available at: <http://tesi.luiss.it>
- Ajzen, I. (1991) 'The Theory of Planned Behaviour', Organizational Behavior and Human Decision Processes, 50, pp. 179–211.
- Aruba (2017) 'IoT Heading for Mass Adoption by 2019 Driven by Better-Than-Expected Business Results' available at: <https://news.arubanetworks.com/press-release/arubanetworks/iot-heading-mass-adoption-2019-driven-better-expected-business-results>
- Arun R., V. Suresh, C. E. Veni Madhavan, and M. N. Narasimha Murthy (2010). 'On Finding the Natural Number of Topics with Latent Dirichlet Allocation: Some Observations. In Advances in Knowledge Discovery and Data Mining.' Springer Berlin Heidelberg, 391–402. Available at: http://doi.org/10.1007/978-3-642-13657-3_43.
- Arun R., Suresh V., Veni Madhavan C. E. and Narasimha Murthy M. N. (2010). 'On Finding the Natural Number of Topics with Latent Dirichlet Allocation: Some Observations.' Advances in Knowledge Discovery and Data Mining pp. 391-402.
- Atkinson T.M., Rosenfeld B.D., Sit L., Mendoza T.R., Fruscione M., Lavene D., Shaw M., Li Y., Hay J., Cleeland C.S., Scher H.I., Breitbart W.S. and Basch E. (2010). 'Using Confirmatory Factor Analysis to Evaluate Construct Validity of the Brief Pain Inventory (BPI). Journal of Pain and Symptom Management. Volume 41, Issue 3, March 2011, Pages 558-565
- Babbie, E. R. (1990) 'Survey Research', Survey Research Methods. doi: 10.4018/978-1-4666-7409-7.ch020.

- Babin B.J., Darden W.R. and Griffin M. (1994). '*Work and/or fun: measuring hedonic and utilitarian shopping value.*' Journal of consumer research, 1994 - academic.oup.com
- Ball-Rokeach, S.J. (1998). '*A Theory of Media Power and a Theory of Media Use: Different Stories, Questions, and Ways of Thinking.*' Mass Communication and Society, 1(1-2), 5–40.
- Ball-Rokeach, S.J. (1985). '*The origins of individual media-system dependency: A Sociological Framework.*' Communication Research, 12(4), 485–510.
- Ball-Rokeach, S.J. and DeFleur, M.L. (1976). '*A Dependency Model of Mass-Media Effects.*' Communication Research, 3(1), 3-20.
- Barnes, S. J. (2002) 'The mobile commerce value chain: Analysis and future developments', International Journal of Information Management, 22(2), pp. 91–108. doi: 10.1016/S0268- 4012(01)00047-0.
- Berners-Lee, T. and Fischetti, M. (1999) '*Weaving the web: the original design and ultimate destiny of the world wide web by its inventor.*', HarperBusiness San Francisco, 226.
- Bewick V., Cheek L. and Ball J. (2005). '*Statistics review 14: Logistic regression*' Critical Care volume 9, Article number: 112.
- Bhattacharjee, A. (2001) '*Understanding Information Systems Continuance: An Expectation- Confirmation Model.*' MIS Quarterly, 25(3), p. 351. doi: 10.2307/3250921.
- Blei, D.M., A. Y. Ng. Michael I. J. (2003), '*Latent dirichlet allocation.*' Journal of machine Learning research, 3(Jan), 993-1022.
- Bradley A.P. (1997) '*The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms.*' Pattern Recognition, 30(7), pp. 1145-1159.
- BrandonGaille (2019) '*29 Wearable Technology Industry Statistics, Trends & Analysis.*' Available at: <https://brandongaille.com/29-wearable-technology-industry-statistics-trends-analysis/>
- Buchanan E.A., Hvizdak E.E. (2009). '*Online survey tools: Ethical and methodological concerns of human research ethics committees.*' Journal of Empirical Research, Vol. 4 issue 2, page(s): 37-48
- Business Insider (2018) '*What is Internet of Things (IoT)? Meaning & Definition.*' Available at: <http://www.businessinsider.com/internet-of-things-definition?IR=T>.

Business Insider (2018) *‘È due mesi che uso il nuovo Apple Watch e la mia vita è cambiata. Ecco come.’* Available at: https://it.businessinsider.com/e-due-mesi-che-uso-il-nuovo-apple-watch-e-la-mia-vita-e-cambiata-ecco-come/?refresh_ce

Business Insider (2019) *‘Gli smartwatch guidano la carica della tecnologia da indossare, protagonista a Ifa 2019.’* Available at: <https://it.businessinsider.com/gli-smartwatch-guidano-la-carica-della-tecnologia-da-indossare-protagonista-a-ifa-2019/>

Cameron A.C., Windmeijer F.A.G. (1997) *‘An R-squared measure of goodness of fit for some common nonlinear regression models’* Journal of econometrics, Volume 77, Issue 2, April 1997, Pages 329-342

Canalis (2019) *‘North American wearables market hits US\$2.0 billion in Q2 2019’* Available at: <https://www.canalys.com/newsroom/north-america-wearables-q2-2019>

Canalis (2020) *‘Global smartphone market Q4 and full year 2019’*. Available at: <https://www.canalys.com/newsroom/canalys-global-smartphone-market-q4-2019>

Cao J., Xia T., Li J., Zhang Y. and Tang S. (2009) *‘A density-based method for adaptive LDA model selection’* Neurocomputing, Volume 72, Issues 7–9, March 2009, Pages 1775-1781

Carillo, K.D.A., Scornavacca, E. and Za, S. (2017) *‘An investigation of the role of dependency in predicting continuance intention to use ubiquitous media systems: Combining a media system perspective with expectation-confirmation theories’*, Information and Management. Elsevier B.V., 54(3), pp. 317–335. doi: 10.1016/j.im.2016.09.002.

Cascio Rizzo G. L. (2018). *‘Sentiment analysis: algoritmi di clustering e metodi di classificazione supervisionata’* Luiss Thesis. Available at: <http://tesi.luiss.it>

CCS Insights (2018) *‘Market Forecast: Wearables UK, 2018-2022’* Available at: https://www.ccsinsight.com/wp_content/uploads/2019/02/CCS_Insight_Wearables_Forecast_Sample.pdf

Chen L., Meservy T.O. and Gillenson M. (2012). *‘Understanding Information Systems Continuance for Information-Oriented Mobile Applications.’* Communications of the Association for Information Systems, Volume 30, Article 9

Chiacchierini, E. (2012) Tecnologia e Produzione. CEDAM.

Chiu, C., and Wang, E., 2008. Understanding Web-based learning continuance intention: The role of subjective task value. Information & Management, 45, 194–201.

Choi J.H. and Lee H.J. (2012) *‘Facets of simplicity for the smartphone interface: A structural model’* International Journal of Human-Computer Studies.

- Churchill Jr G.A. (1979). *'A paradigm for developing better measures of marketing constructs'* Journal of marketing research, 1979
- Cisco Internet Business Solutions Group (IBSG) (2011) *'The Internet of Things - How the Next Evolution of the Internet is Changing Everything'*, CISCO white paper, (April), pp. 1–11. doi: 10.1109/IEEESTD.2007.373646.
- Coughlin S.S., Trock B., Criqui M.H. and Pickle L.W. (1992). *'The logistic modeling of sensitivity, specificity, and predictive value of a diagnostic test'* Journal of Clinical Epidemiology Volume 45, Issue 1, January 1992, Pages 1-7
- Cureton E.E. (1965). *'Reliability and validity: Basic assumptions and experimental designs'* Educational and Psychological Measurement, Vol. XXV, No. 2, 1965
- Czepiel S.A. (2002). *'Maximum likelihood estimation of logistic regression models: theory and implementation'* Available at czep.net/stat/mlelr.pdf
- Dabholkar, P. A., Shepherd, C. D. and Thorpe, D. I. (2000) *'A comprehensive framework for service quality: an investigation of critical conceptual and measurement issues through a longitudinal study'*, Journal of Retailing, 76(2), pp. 139–173. doi: 10.1016/S0022-4359(00)00029-4.
- Dalati S. (2018). *'Measurement and Measurement Scales'* Modernizing the Academic Teaching and Research Environment pp. 79-96
- Dash A., Pal S. and Hedge C. (2018) *'Ransomware Auto-Detection in IoT Devices using Machine Learning'*. International Journal of Engineering Science and Computing. - pdfs.semanticscholar.org
- Davidow M. and Leigh J. (1998) *'The effects of organizational complaint responses on consumer satisfaction, word of mouth activity and repurchase intentions.'* Journal of Consumer Satisfaction, Dissatisfaction and Complaining Behavior.
- Davis, F. D. (1989) *'Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology'*, MIS Quarterly, 13(3), p. 319. doi: 10.2307/249008.
- Davis, F.D., Bagozzi, R.P. and Warshaw, P.R. (1989). *'User acceptance of computer technology: a comparison of two theoretical models'* Management Science, 35(8), 982–1003.
- Deveaud R., Sanjuan E. and Bellot P. (2014) *'Accurate and effective latent concept modeling for ad hoc information retrieval'* Document numérique, 2014, Vol. 17, pages 61-84.

EconomyUp (2017). *'Tutto quello che c'è da sapere sull'intelligenza artificiale'* 2017 available at: <https://www.economyup.it/lavoro/tutto-quello-che-ce-da-sapere-sullintelligenza-artificiale/>

EconomyUp (2018). *'Intelligenza Artificiale, che cos'è e perché trasformerà le aziende'* Available at: <https://www.economyup.it/innovazione/intelligenza-artificiale-che-cos-e-e-perche-trasformera-le-aziende/>

EconomyUp (2019). *'Che cos'è l'Industria 4.0 e perché è importante saperla affrontare'* Available at: <https://www.economyup.it/innovazione/cos-e-l-industria-40-e-perche-e-importante-saperla-affrontare/>

EconomyUp (2019). *'Le aziende più innovative del mondo 2019: Google batte Apple'* Available at: <https://www.economyup.it/innovazione/le-aziende-piu-innovative-del-mondo-2019-google-batte-apple/>

EconomyUp (2019). *'Artificial Intelligence, Machine Learning e Deep Learning: la storia e le differenze'* Available at: <https://www.economyup.it/innovazione/artificial-intelligence-machine-learning-e-deep-learning-la-storia-e-le-differenze/>

Eggert A. and Ulaga W. (2002). *'Customer perceived value: a substitute for satisfaction in business markets?'* The Journal of Business and Industrial Marketing 17 pp. 107–118.

Evans, J.S.B.T. (1989). *'Bias in human reasoning: Causes and consequences'* Essays in Cognitive Psychology, LEA, Hove and London, 145 p., 1989.

Fagerland M.W. and Hosmer D.W. (2012) *'A generalized Hosmer–Lemeshow goodness-of-fit test for multinomial logistic regression models'* The Stata Journal (2012) 12, Number 3, pp. 447–453.

Farooq M.U., Waseem M., Mazhar S., Khairi A. and Kamal T. (2015) *'A Review on Internet of Things (IoT)'* International Journal of Computer Applications (0975 8887) Volume 113 - No. 1

Forbes (2018). *'Forbes Insights, Intelligent World: The State Of The Iot'* Available at: <https://www.hitachivantara.com/en-us/pdf/ebook/intelligent-world-state-of-iot-forbes-insights-ebook.pdf>

Forbes (2018). *'Smartwatches To Dominate Wearable Tech - Double Digit Growth Forecast For Industry'* Available at: <https://www.forbes.com/sites/paullamkin/2018/12/19/smartwatches-to-dominate-wearable-tech-double-digit-growth-forecast-for-industry/#3588b1791a4b>

- Frost & Sullivan (2016). *'Wearable Technologies in Clinical and Consumer Health, Forecast to 2020'* Available at: <https://store.frost.com/wearable-technologies-in-clinical-and-consumer-health-forecast-to-2020.html>
- Gartner (2018) *'Top Strategic IoT Trends and Technologies Through 2023'*, Available at: <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2018-11-07-gartner-identifies-top-10-strategic-iot-technologies-and-trends>
- Gasso G. (2019) *'Logistic Regression'* INSA Rouen - ASI Departement Laboratory LITIS
- Gimpel H., Nißen M., Görlitz R. (2013). *'Quantifying the quantified self: A study on the motivations of patients to track their own health'* Thirty Fourth International Conference on Information Systems, Milan 2013
- Glez-Peña D., Lourenço A., López-Fernández H., Reboiro-Jato M., Fdez-Riverola F. *'Web scraping technologies in an API world'* Briefings in Bioinformatics, Volume 15, Issue 5, September 2014, Pages 788–797.
- Goldberg, Y. (2017), *'Neural network methods for natural language processing'* in Synthesis Lectures on Human Language Technologies, Vol. 10, No. 1, Pages 1-309
- Grant, A.E., Guthrie, K.K. and Ball-Rokeach, S.J. (1991). *'Television Shopping: A Media System Dependency Perspective.'* Communication Research, 18(6), pp. 773–798. doi: 10.1177/009365091018006004.
- Griffiths T.L and Steyvers M. (2004). *'Finding scientific topics.'* Proceedings of the National Academy of Sciences 101, suppl 1: pp. 5228–5235.
- Groh F. (2012) *'Gamification: State of the art definition and utilization'* Institute of Media Informatics Ulm University, pp. 39-46
- Hair, J. F. et al. (1995) *'Multivariate data analysis: with readings, Statistics'*. doi: 10.2307/2983017.
- Hamari J., Hassan L. and Dias A. (2018). *'Gamification, quantified-self or social networking? Matching users' goals with motivational technology'* User Modeling and User-Adapted Interaction, 2018 2018, 28(1), 35-74. <http://dx.doi.org/10.1007/s11257-018-9200-2>
- Hawkins D.M. (2004). *'The problem of overfitting'* Journal of chemical information and computer science 2012, 44, pp. 1-12.
- Henson R.N. (2015) *Analysis of Variance (ANOVA)*. In: Arthur W. Toga, editor. Brain Mapping: An Encyclopedic Reference, vol. 1, pp. 477-481. Academic Press: Elsevier.

- Hernan M.A. and Robins J.M. (2010) *'Causal inference'* Boca Raton, FL: Chapman & Hall/CRC; 2016
- Hong L. and Davison B. D. (2010), "Empirical study of topic modeling in twitter" Proceedings of the first workshop on social media analytics (pp. 80-88). ACM.
- Hong, S.J. and Tam, K.Y. (2006). *'Understanding the Adoption of Multipurpose Information Appliances: The Case of Mobile Data Services'* Information Systems Research, 17(2), pp. 162–179.
- Hosmer Jr D.W., Lemeshow S., Sturdivant R.X. (2013). *'Applied logistic regression'* Technometrics. DOI: 10.1080/00401706.1992.10485291
- Hsieh, J., and Wang, W. (2007). *'Explaining employees Extended Use of complex information systems'* European Journal of Information Systems, 16, pp. 216–227.
- IBM (2018). *'The Four V's of Big Data'*. Available at: <http://www.ibmbigdatahub.com/infographic/four-vs-big-data>.
- IBM (2015) *'IBM Watson Health'* Available at: <http://www.ibm.com/smarterplanet/us/en/ibmwatson/health/>. Accessed July 2, 2015. Google Scholar
- IDC (2019). *'Worldwide Used Smartphone Forecast, 2019–2023'* Available at: <https://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=US45726219>
- IDC (2019). *'IDC's Worldwide Semiannual Internet of Things Spending Guide'* Available at: https://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=IDC_P29475
- IDC (2020). *'Worldwide Quarterly Wearable Device Tracker report'* Available at: <https://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=prUS46122120>
- IDTechEx (2016). *'Wearable Technology 2016-2026 Markets, players and 10-year forecasts'* Available at: <https://www.idtechex.com/en/research-report/wearable-technology-2016-2026/483>
- IoT Analytics (2014). *'Why the Internet of Things is called Internet of Things: Definition, history, disambiguation, IoT Analytics'* Available at: <https://iot-analytics.com/internet-of-things-definition/>
- Islam A.M.N. and Mäntymäki M. (2011). *'Continuance of Professional Social Networking Sites: A Decomposed Expectation-Confirmation Approach'* ICIS Proceedings, pp. 1–18.
- i-scoop (2019). *'IoT 2019: spending, trends and hindrances across industries'* Available at: <https://www.i-scoop.eu/internet-of-things-guide/iot-2019-spending-trends/>

- Jackson D.N. (1969). *'Multimethod factor analysis in the evaluation of convergent and discriminant validity'* Psychological Bulletin, 72(1), 30–49. doi: <https://doi.org/10.1037/h0027421>
- Jain A.K., Murty M.N., Flynn P.J. (1999). *'Data clustering: a review'* ACM computing surveys (CSUR), doi: <https://doi.org/10.1145/331499.331504>
- Jung J.Y., Qiu J.L. and Kim Y.C. (2001). *'Internet Connectedness and Inequality: Beyond the "Divide.'* Communication Research, 28(4), pp. 507–535.
- Karahanna E., Straub D.W. and Chervany N.L. *'Information Technology Adoption Across Time: A Cross-Sectional Comparison of Pre- Adoption and Post-Adoption' Beliefs* MIS Quarterly (23:2), June 1999, pp. 183-213.
- Kim Y.H., Kim D.J. and Wachter K. (2013). *'A study of mobile user engagement (MoEN): Engagement motivations, perceived value, satisfaction, and continued engagement intention'* Decision Support Systems 56 (2013) 361–370
- Kiteblue (2018). *'Cos'è il cloud?'* Available at: <http://www.kiteblue.it/cose-il-cloud/>
- Kleinbaum D.G. and Klein M. (2002) *'Logistic Regression A Self-Learning Text'* Statistics for Biology and Health. Series Editors K. Dietz, M. Gail, K. Krickeberg, A. Tsiatis, J. Samet
- Krotov, V. (2017). *'The Internet of Things and new business opportunities'*, Business Horizons. 'Kelley School of Business, Indiana University', 60(6), pp. 831–841. doi: 10.1016/j.bushor.2017.07.009.
- Lai L.S.L., To W.M., Lung J.W.Y. and Lai T.M. (2012). *'The perceived value of higher education: The voice of Chinese students'* Higher Education 63(3), pp. 1-17 doi: 10.1007/s10734-011-9439-6
- Lakshmi K.B. and Rajaram M. (2012) *'Impact of information technology reliance and innovativeness on rural healthcare services: study of Dindigul District in Tamilnadu, India'* Telemedicine and e-Health, Vol 18, No 5. doi: <https://doi.org/10.1089/tmj.2011.0191>
- Leblanc G. and Nguyen N. (1999) *'Listening to the customer's voice: examining perceived service value among business college students'* International Journal of Educational Management Volume 13 Issue 4
- Leung, L. (2009). *'Effects of Internet Connectedness and Information Literacy on Quality of Life'* Social Indicators Research, 98(2), pp. 273–290.

- Levesque, C., Copeland, K. J., Pattie, M. D., and Deci, E. L. (2010). '*Intrinsic and Extrinsic Motivation*' in Peterson, P., Baker, E., McGaw, B. (eds.), *International Encyclopedia of Education (Third Edition)*, Oxford: Elsevier, pp. 618-623.
- Liao, C., Chen, J., and Yen, D. (2007). '*Theory of planning behavior (TPB) and customer satisfaction in the continued use of e-service: An integrated model*'. *Computers in Human Behavior*, 23, pp. 2804– 2822.
- Lin, J., Chan, H. and Xu, L. (2012). '*A Tale of Four Functions in a Multifunctional Device: Extending Implementation Intention Theory*' *Professional Communication, IEEE Transactions on*, 55(1), 36– 54.
- Locke, E. (1976) '*The Nature and Causes of Job Satisfaction*', *Handbook of industrial and organizational psychology*.
- Loges, W.E. (1994). '*Canaries in the Coal Mine: Perceptions of Threat and Media System Dependency Relations*'. *Communication Research*, 21(1), pp. 5–23.
- Ludford, P. J., Cosley, D., Frankowski, D., and Terveen, L. (2004). '*Think Different: Increasing Online Community Participation Using Uniqueness and Group Dissimilarity*' *Proceedings of the SIGCHI conference on Human Factors in Computing Systems, ACM2004*, pp. 631-638.
- Lupton D. (2016). '*The quantified self*' Available at: <https://books.google.com>
- Lyu, J.C. (2012). '*How young Chinese depend on the media during public health crises? A comparative perspective*' *Public Relations Review*, 38(5), pp. 799–806.
- Malhotra, N. K., Birks, D. F. and Wills, P. (2012) '*Marketing Research: An Applied Approach*' 4th edn, *Marketing Research*. 4th edn. Pearson.
- Matei, S.A. et al. (2010). '*The Role of Physical Affordances in Multifunctional Mobile Device Design*' *International Journal of Information Technology and Web Engineering*, 5(4), 40–57.
- Maxwell J.A. (2008) '*Designing a qualitative study*' *The SAGE handbook of applied social research*. pp. 214-253
- McKinsey Global Institute (2015). '*The Internet of Things: Mapping the value beyond the hype*' *McKinsey Global Institute*, (June), p. 144. doi: 10.1007/978-3-319-05029-4_7.
- Meyer J., Simske S., Siek K.A., Gurrin C.G. and Hermens H.J. (2014) '*Beyond quantified self: data for wellbeing*' *CHI 2014, One of a CHInd*, Toronto, ON, Canada pp. 95-98

- Miles J. (2014). '*R squared, adjusted R squared*' Statistics Reference Online. doi: <https://doi.org/10.1002/9781118445112.stat06627>
- Morschheuser B.S., Rivera-Pelayo V., Mazarakis A. and Zacharias V. (2014) '*Interaction and reflection with quantified self and gamification: an experimental study*' Journal of Literacy and Technology Special Edition: Volume 15, Number 2. pp. 136-156 ISSN: 1535-0975
- MRFR Analysis (2020) '*Smartwatch Market Research Report - Global Forecast to 2023*' Available at: <https://www.marketresearchfuture.com/reports/smart-watch-market-967>
- Nickerson, R.S. (1998). '*Confirmation bias: A ubiquitous phenomenon in many guises*' Review of General Psychology, 2(2), pp. 175–220.
- Oliver, R. L. (1980). '*A Cognitive Model of the Antecedents and Consequences of Satisfaction Decisions*', Journal of Marketing Research, 17(4), p. 460. doi: 10.2307/3150499.
- Oliver, R. L. (1993). '*Cognitive, Affective, and Attribute Bases of the Satisfaction Response*', Journal of Consumer Research, 20(3), p. 418. doi: 10.1086/209358.
- Palanza, S. (2016) '*Internet of things, big data e privacy: la triade del futuro*', Istituto Affari Internazionali.
- Parasuraman A. (1997), '*Reflections on gaining competitive advantage through customer Value*' Journal of the Academy of Marketing Science 25 (2) (1997) 154–161.
- Park W., Milberg S. and Lawson R. (1991). '*Evaluation of Brand Extensions: The Role of Product Feature Similarity and Brand Concept Consistency*' Journal of Consumer Research.
- Patel K.K. and Patel S.M. (2016). '*Internet of things-IOT: definition, characteristics, architecture, enabling technologies, application & future challenges*' International journal of engineering science and computing. DOI: 10.4010/2016.1482
- Patwardhan, P. and Yang, J. (2003). '*Internet dependency relations and online consumer behaviour: a media system dependency theory perspective on why people shop, chat, and read news online*' Journal of Interactive Advertising, 3(2), pp. 57–69.
- Paul R.K. (2006). '*Multicollinearity: Causes, effects and remedies*' M. Sc. (Agricultural Statistics), Roll No. 4405 I.A.S.R.I, Library Avenue, New Delhi-110012
- Pfeffer J., Zorbach T. and Carley K.M. (2014) '*Understanding online firestorms: Negative word-of-mouth dynamics in social media networks*' Journal of Marketing

Communications Volume 20, 2014 Issue 1-2: Special Issue: Word of Mouth and Social Media. doi: 10.1080/13527266.2013.797778

Ponweiser M. (2012). '*Latent Dirichlet Allocation in R*' Institute for Statistics and Mathematics <http://statmath.wu.ac.at/>

Puget, J. F. (2016). 'What is Machine Learning?', IBM Community. Available at: https://www.ibm.com/developerworks/community/blogs/jfp/entry/what_is_machine_learning?lang=en.

Randriambelonoro M., Chen Y. and Pu P. (2017) '*Can Fitness Trackers Help Diabetic and Obese Users Make and Sustain Lifestyle Changes?*' Computer 50(3):20-29 DOI: 10.1109/MC.2017.92

Recker J. (2010). '*Continued use of process modelling grammars: the impact of individual difference factors*' European Journal of Information Systems, 19(1), 76–92.

Reichheld F.F. (1993) '*Loyalty-Based Management*' Harvard Business Review 74 (1996) pp. 56–67.

Roca J., Chiu C. and Martínez, F. (2006). '*Understanding e-learning continuance intention: An extension of the Technology Acceptance Model*'. International Journal of Human-Computer Studies, 64, 683–696.

Roca J. and Gagné M. (2008). '*Understanding e-learning continuance intention in the workplace: A self-determination theory perspective*' Computers in Human Behavior, 24, 1585–1604.

Rogers E. (1995). '*Diffusion of innovations*' 4th edn. Free Press.

Rosch E., Mervis C.B., Gray W.D., Johnson D.M. and Boyes-Braem P. (1976). '*Basic objects in natural categories*' Cognitive Psychology Volume 8, Issue 3, July 1976, Pages 382-439

Rosnow R.L., Rosenthal R. (1989). '*Definition and interpretation of interaction effects*' Psychological Bulletin Vol. 105, No. 1 pp. 143-146

Russell G., Del N. Wilz D.M., Sewell Sr. and Knowles C.H. (1999). '*System And Method For Carrying Out Information-Related Transactions Using Web Documents Embodying Transaction Enabling Applets Automatically Launched And Executed In Response To Reading Url-Encoded Symbols Pointing Thereto*' Available at: <https://patentimages.storage.googleapis.com/87/bf/5b/e877b782c8c461/US5905248.pdf>

R Documentation. '*Handle - Create And Configure A Curl Handle*' Available at: <https://www.rdocumentation.org/packages/curl/versions/4.3/topics/handle>

R Documentation. 'Merge - Merge Two Data.tables' Available at: <https://www.rdocumentation.org/packages/data.table/versions/1.12.8/topics/merge>

R Documentation. 'Tidy - Tidy The Result Of An Estimator Into A Data.frame' Available at: <https://www.rdocumentation.org/packages/estimatr/versions/0.12/topics/tidy>

Saadé R. and Bahli B. (2005). 'The impact of cognitive absorption on perceived usefulness and perceived ease of use in on-line learning: an extension of the technology acceptance model.' *Information & Management*, 42, 317–327.

Safaei B., Monazzah A.M.H., Bafroei M.B. and Ejlali A. (2017) 'Reliability side-effects in Internet of Things application layer protocols' International Conference on System Reliability and Safety (Milan) DOI: 10.1109/ICSRS.2017.8272822

Sasirekha K. and Baby P. (2013). 'Agglomerative Hierarchical Clustering Algorithm- A Review' *International Journal of Scientific and Research Publications*, Volume 3, Issue 3, March 2013 1 ISSN 2250-3153

Sapsford R. (2006). 'Survey research' preview available at: books.google.com

Scornavacca E. and Huff S. (2008) 'Exploring the Literature on User Acceptance of Mobile Technologies', Global Mobility Roundtable.

Shin D.H. and Biocca F. (2017) 'Health experience model of personal informatics: The case of a quantified self' *Computers in Human Behavior*. Volume 69, April 2017, Pages 62-74

Sjöklint M. (2014). 'The Measurable Me: The Influence of Self-Quantification on the Online User's Decision-Making Process' *Publisher Association for Computing Machinery*. Pages 131-137 Article number: 2642737 ISBN 9781450330480

Smith D.C. and Park C.W. (1992). 'The Effects of Brand Extensions on Market Share and Advertising Efficiency' *Journal of Marketing Research* Vol. XXIX (August 1992), 296-313

Smutkupt P., Krairit D. and Esichaikul V. (2011) 'Mobile marketing: implications for marketing strategies' *International Journal of Mobile Marketing* 5 (2) (2011) pp. 126–139.

Stafford M.R. (1994). 'How customers perceive service quality' *Journal of Retail Banking*, Vol. 16, Issue 2

Statista (2019) 'Wearable Devices Market 2019 Size, Statistics, Growth, Revenue, Analysis & Trends' Available at: <https://www.statista.com/outlook/319/100/wearables/worldwide>

Steinbach M., Karypis G. and Kumar V. (2000). *'A Comparison of Document Clustering Techniques'* Department of Computer Science / Army HPC Research Center, University of Minnesota 4-192 EE/CSci Building.

Strategy Analytics (2019). *'Global Smartwatch Shipments'* available at: <https://www.strategyanalytics.com/strategy-analytics/blogs/wearables/2019/11/06/global-smartwatch-shipments-leap-to-14-million-units-in-q3-2019>

Swan M. (2009). *'Emerging patient-driven health care models: an examination of health social networks, consumer personalized medicine and quantified self-tracking'* Int. J. Environ. Res. Public Health 2009, 6(2), 492-525; <https://doi.org/10.3390/ijerph6020492>

Swan M. (2013). *'The quantified self: Fundamental disruption in big data science and biological discovery'* Big Data Vol. 1, No. 2. <https://doi.org/10.1089/big.2012.0002>

Sweeney J.C. and Soutar G.N. (2001). *'Consumer perceived value: The development of a multiple item scale'* Journal of retailing, Volume 77, Issue 2, Summer 2001, Pages 203-220

Sørnebø Ø. and Eikebrokk T.R. (2008). *'Explaining IS continuance in environments where usage is mandatory'* Computers in Human Behavior, 24, 2357–2371.

Thong J., Hong S., and Tam K. (2006). *'The effects of post-adoption beliefs on the expectation-confirmation model for information technology continuance'* International Journal of Human-Computer Studies, 64, 799–810.

Traspinar, A. (2015), "Text Classification and Sentiment Analysis". Available at: <http://ataspinar.com/2015/11/16/text-classification-and-sentiment-analysis/>.

Tversky A. (1977). *'Features of similarity'* Psychological Review Vol 84 No 4 July

Turel O., Serenko A. and Giles P. (2011). *'Integrating technology addiction and use: An empirical investigation of online auction users'* MIS Quarterly, 35(4), 1043–1061.

Unni R.M. (2005). *'Value perceptions and retention of textbooks among marketing and other business majors'* Marketing Education Review, Volume 15, 2005 - Issue 2, Pages 71-79

Upwork (2018), "What is Web Scraping and How Can You Use It?". Available at: <https://www.upwork.com/hiring/for-clients/web-scraping-tutorial/>.

Vyas D., Balakrishnan A. and Vyas A. (2015) *'The Value of the P Value'* Am J Robot Surg. 2015 Dec; 2(1): 53–56. doi: 10.1166/ajrs.2015.1017

- VXchnge (2020). '*Comprehensive Guide to IoT Statistics You Need to Know in 2020*' Available at: <https://www.vxchnge.com/blog/iot-statistics>
- Zhang P., Li, N., and Sun H. (2006). '*Affective quality and cognitive absorption: Extending technology acceptance research*' HICSS'06. Proceedings of the Hawaii International Conference on System Sciences.
- Zeng L.-Y. (2012) '*A Security Framework for Internet of Things Based on 4G Communication*' in Computer Science and Network Technology (ICCSNT), 2012, pp. 1715-1718
- Wachter K., Kim Y.H., Kim M. (2012), '*Mobile users: choosing to engage*' International Journal of Sales, Retailing and Marketing 1 pp. 3–13
- Walker D.A. (2016). '*Nine pseudo R2 indices for binary logistic regression*' models Journal of Modern Applied Statistical Methods, Vol. 15, No. 1, 848-854.
- Ward Jr. J.H., Hook M.E. (1963). '*Application of an hierarchical grouping procedure to a problem of grouping profiles*' Educational and Psychological measurement VoL. XXIII, No. 1
- Wason P.C., (1959). '*The processing of positive and negative information*' Quarterly Journal of Experimental Psychology, 11(2), 92–107.
- Weisberg S. (2005). '*Applied linear regression*' Third Edition. Wiley-Interscience. A John Wiley & Sons, Inc., Publication
- WHO (2006) '*Physical activity and health in Europe: evidence for action*' Available at: http://www.euro.who.int/__data/assets/pdf_file/0011/87545/E89490.pdf?ua=1
- WHO (2010) '*Global Recommendations on Physical Activity for Health*' Available at: https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/44399/9789241599979_eng.pdf?sequence=1
- Wikipedia (2020). '*Smartwatch*' Available at: <https://en.wikipedia.org/wiki/Smartwatch>
- Wikipedia (2020). '*Best Buy*' Available at: https://en.wikipedia.org/wiki/Best_Buy
- Woodruff R.B. (1997), '*Customer value: the next source for competitive edge*' Journal of the Academy of Marketing Science 25 (2) pp. 139–153.
- Wright K.B. (2005). '*Researching Internet-Based Populations: Advantages and Disadvantages of Online Survey Research, Online Questionnaire Authoring Software Packages, and Web Survey Services*' Journal of Computer-Mediated Communication, Volume 10, Issue 3, 1 April 2005, JCMC1034, <https://doi.org/10.1111/j.1083-6101.2005.tb00259.x>

Wright R.E. (1995). *Logistic regression* In L. G. Grimm & P. R. Yarnold (Eds.), *Reading and understanding multivariate statistics* (p. 217–244). American Psychological Association.