



Dipartimento di Impresa e Management – Cattedra di Marketing Metrics

INTERNET OF THINGS: UN'EVOLUZIONE DEL MODELLO
DELLA CONTINUANCE INTENTION TO USE. UN'ANALISI
EMPIRICA SULLE ABITUDINI DI UTILIZZO DEGLI
UTENTI SMARTPHONE E SMARTWATCH

RELATORE

Prof. Michele Costabile

CANDIDATO

Daniele Agostini
Matr. 685891

CORRELATORE

Prof. Paolo Peverini

ANNO ACCADEMICO 2017/2018

Indice

Introduzione	1
CAPITOLO 1 – Internet of Things	3
1.1. La nascita di Internet.....	4
1.2. Un linguaggio universale	5
1.3. Il World Wide Web.....	6
1.4. Internet of Things	9
1.5. Il valore dell'IoT	14
1.6. I campi di applicazione dell'Internet of Things	17
CAPITOLO 2 – Un nuovo modello concettuale.....	21
2.1. Theoretical background	21
2.2. Il ruolo della <i>dependency</i> sulla <i>continuance intention to use</i>	25
2.3. Il contributo della ricerca.....	29
2.3.1. Estendere il modello concettuale della <i>continuance intention to use</i>	30
2.3.2. Inserimento del costrutto della <i>portability</i>	33
2.3.3. Aggiunta della variabile dipendente della <i>purchase intention</i>	35
2.4. Il modello concettuale e le ipotesi di ricerca.....	39
CAPITOLO 3 – I risultati di un'analisi empirica.....	45
3.1. Metodologia	45
3.2. Item Scale.....	46
3.2.1. Dependency.....	47
3.2.2. Portability.....	48
3.2.3. Confirmation.....	49
3.2.4. Perceived Usefulness	50
3.2.5. Perceived Ease of Use.....	50
3.2.6. Satisfaction.....	51
3.2.7. Continuance Intention to Use.....	52
3.2.8. Purchase Intention.....	52
3.3. Data Collection	53
3.3.1. Il campione degli utenti smartphone.....	53
3.3.2. Il campione degli utenti smartwatch	55
3.4. Analisi preliminari: il Cronbach's alpha.....	56
3.5. Risultati: i test di verifica delle ipotesi	58
Discussione e Conclusione	72
Appendice	75
Bibliografia	94

Introduzione

Ogni giorno ascoltiamo o leggiamo di innovazioni digitali e del loro impatto in diversi settori e contesti, come migliorano la nostra vita o come creano nuove opportunità di business. Tra i diversi acronimi, IoT è uno di quelli che nel terzo millennio ha acquisito un'importanza rilevante. Internet of Things, o volendo tradurre letteralmente nella nostra lingua internet delle cose, riguarda la capacità degli oggetti di poter interagire con altri oggetti o soggetti, attraverso la rete, siano essi umani o macchine. Dagli smartphone agli orologi, dalle automobili agli elettrodomestici, l'Internet of Things, attraverso i suoi dispositivi "smart", sta cambiando rapidamente il mercato e le nostre vite, trasformando le nostre abitudini e il modo in cui ci relazioniamo al mondo che ci circonda. Dal punto di vista delle imprese, questi nuovi dispositivi rappresentano una ghiotta opportunità di mercato. Se è comunemente risaputo che il momento iniziale dell'accettazione di una nuova tecnologia da parte dei consumatori è di fondamentale importanza per la sua diffusione, è altrettanto importante conoscere quali siano le cause che spingono gli utenti a continuare ad utilizzare quella determinata tecnologia, garantendone così una sopravvivenza nel tempo. Per realizzare tale obiettivo, in questa ricerca viene presentata un'evoluzione del modello concettuale della *continuance intention to use*, utile a capire quali sono le motivazioni che spingono un utente a continuare ad utilizzare un determinato *information system*. Per prima cosa, si vuole testare il modello utilizzando dei dati raccolti sugli utenti smartphone, il dispositivo smart più diffuso per eccellenza. Successivamente, si mira ad estendere il suddetto modello ad una nuova categoria di smart device, gli *wearable*, utilizzando lo smartwatch come campione per testare il modello. Inoltre, vengono inseriti dei nuovi costrutti come quello della *portability* di un dispositivo mobile e quello della *purchase intention*. Il primo serve a verificare se il concetto di portabilità di uno smart device impatti in maniera rilevante i comportamenti degli utenti. L'introduzione del secondo costrutto invece nasce dall'esigenza di studiare se l'intenzione di continuare ad utilizzare un dispositivo smart possa influenzare in qualche modo l'acquisto di un ulteriore dispositivo IoT, diverso da quello già in possesso dall'utente. Al fine di perseguire gli obiettivi di ricerca presentati, verranno condotte diverse analisi statistiche sui dati raccolti, in modo da fornire, sulla base dei risultati ottenuti, evidenze empiriche utili ai marketer del mondo dell'IoT.

Nel primo capitolo di questo elaborato viene trattato l'argomento dell'Internet of Things. Dopo aver tracciato un excursus storico sull'evoluzione di Internet e di come si è giunti a parlare di IoT, viene fornita una definizione del fenomeno, illustrando i numeri e i volumi che può generare sul

mercato nel prossimo futuro e in quali soluzioni tecnologiche si traduce. Il secondo capitolo serve invece a spiegare da dove prende origine il modello concettuale che si intende proporre in questa ricerca, il quale consiste in un'estensione del modello preesistente della *continuance intention to use* di un *information system*. Nella conclusione del capitolo vengono inoltre presentate le ipotesi di ricerca che si intendono verificare. All'interno del terzo capitolo verranno introdotti gli strumenti attraverso i quali sono stati raccolti i dati e condotte le analisi statistiche, presentandone poi i relativi risultati. Successivamente, nell'ultimo capitolo di discussione e conclusione, vengono prese in considerazione alcune implicazioni manageriali, formulate sulla base dei risultati ottenuti, utili a fornire suggerimenti ai marketer che operano nel settore IoT.

CAPITOLO 1 – Internet of Things

È difficile non aver sentito parlare, specialmente durante gli ultimi anni, del termine “Internet of Things” (IoT), anche detto “Internet of Everything” (IoE). L’interesse generale riguardo questo fenomeno ha subito di recente un notevole aumento, poiché si considera che l’Internet of Things possa rappresentare una reale opportunità di business. Il termine “Internet delle cose”, tanto affascinante quanto evanescente, presenta però una mancanza di conoscenza olistica su cosa significhi effettivamente e quali siano le concrete opportunità che offre (Krotov, 2017). È una tecnologia potenzialmente *disruptive* che potrebbe cambiare radicalmente i processi e le strategie di business di molteplici mercati. Ultimamente se ne parla con la stessa venerazione con cui si parlava del famoso “World Wide Web” negli ultimi anni ’90 e del “Cloud Computing” in tempi più recenti (Saarikko, Westergren e Blomquist, 2017). Per questi e per molti altri motivi, il presente capitolo cercherà di definire il fenomeno dell’IoT fornendo alcuni esempi pratici. Volendo prima di tutto raccontare come si è arrivati a discutere del termine “Internet of Things”, potrebbe essere sufficiente fare un passo indietro di non più di cinquant’anni, in quello che può essere identificato come il periodo della rivoluzione digitale e più specificatamente la nascita di Internet.

L’Internet, cercando di semplificare, può essere definito come una rete che collega a sua volta altre reti (Chiacchierini, 2012). Idealmente può essere associata ad un sistema di autostrade che collega tutti i luoghi del mondo. Il sistema di autostrade italiano, ad esempio, costituisce una rete che collega diverse località; questo sistema, a sua volta, potrebbe essere collegato ipoteticamente ad un altro sistema di autostrade, quello francese, che collega altrettante diverse località, essendo anch’esso paragonabile ad un’altra rete. Se si considerasse quindi i due sistemi congiunti, si otterrebbe già a questo livello una rete di reti. Estendendo questo concetto all’intero territorio mondiale, si potrebbe associare ciascuna località collegata nell’esempio precedente ad un computer contenente varie informazioni. In questo contesto, paragonando ogni singolo utente che accede alla rete all’automobile di un turista che visita ciascuna località collegata ottenendo informazioni, si evince che ciascuno, attraverso una rete virtuale, può visitare ognuno dei computer collegati ed ottenere le informazioni contenute al loro interno (Chiacchierini, 2012). Una differenza importante tra l’esempio delle autostrade ed Internet sta nel fatto che ciascuna visita avviene ad una velocità molto elevata, consentendo anche di salvare quelle informazioni ottenute, memorizzandole sul proprio computer. Dopo aver provato a definire che cosa sia essenzialmente l’Internet, è interessante ripercorrerne la sua evoluzione, partendo proprio dalla sua nascita.

1.1. La nascita di Internet

Il 1969 molti lo ricorderanno come l'anno di una delle conquiste più importanti del genere umano: la luna. Il primo uomo a mettere piede sulla luna, Neil Armstrong, celebrò con la famosa frase "Un piccolo passo per un uomo, un grande passo per l'umanità". Questo, però, non fu l'unico evento per cui si ricorda il 1969. Forse non tutti sanno che il 1969 fu testimone di un altro grande avvenimento per la storia dell'uomo, quello che verrà ricordato come la nascita di Internet. Il contesto storico di quell'epoca era abbastanza controverso. Il periodo in cui venne infatti concepita l'idea di Internet, non ancora ben strutturata e definita come la intendiamo noi, corrisponde a quello della cosiddetta guerra fredda, caratterizzato da un forte clima di tensione tra le principali potenze del momento, Stati Uniti e Russia. Le due nazioni, a causa di questo clima, erano in forte competizione anche sul fronte degli avanzamenti tecnologici, entrambe cioè alla continua ricerca di innovazioni dal punto di vista tecnologico, oltre che militare. L'anno zero dello sviluppo della rete corrisponde al 1966, quando all'interno dell'ARPA (Advanced Research Project Agency), un'agenzia del Dipartimento della Difesa degli Stati Uniti creata con l'intento di effettuare ricerche in ambito tecnologico, si cominciò a concepire l'idea di una rete di telecomunicazioni completamente nuova rispetto a quelle allora conosciute (Chiacchierini, 2012). L'idea consisteva in una possibile creazione di una rete di computer che permettesse agli utenti dei vari centri di ricerca ARPA di condividere e scambiare informazioni in maniera più rapida e flessibile (Za, 2018). La necessità di creare un sistema di comunicazione più efficace, nacque proprio dall'esperienza di uno dei padri fondatori di Internet, Robert W. Taylor. In quegli anni, infatti, egli lavorava su tre progetti finanziati da ARPA, i quali si svolgevano in differenti istituti e per comunicare con ognuno di essi doveva utilizzare un terminale differente, uno per ogni connessione. Tutto ciò di certo non facilitava il lavoro, anzi, ed è per questo che Robert iniziò a cercare un modo per comunicare in maniera più agile e poter gestire tutte le connessioni utilizzando un unico terminale. Nel 1966, anno zero di cui si parlava poco fa, lo stesso Robert Tyler fu nominato direttore dell'"Information Processing Techniques Office" (IPTO) in ARPA, dando la luce alla fase esecutiva di sviluppo del progetto chiamato ARPANET, ovvero la rete (*net*) di ARPA. Durante questo periodo i ricercatori ARPA cercarono di trovare un meccanismo che evitasse l'utilizzo di una rete dedicata ad uso esclusivo per la trasmissione delle informazioni tra ogni coppia di computer all'interno della rete, ricerche che diedero i propri frutti nello stesso anno dell'allunaggio, il 1969. La chiave di svolta fu, infatti, un'innovativa tecnologia di trasmissione dei dati, sviluppata in quegli anni: la commutazione di pacchetto (*packet switching*). Se prima la trasmissione delle informazioni si basava su una struttura chiamata commutazione di circuito (*circuit switching*), la quale si basava su una semplice comunicazione tra due stazioni (o nodi) che avveniva tramite un collegamento esclusivo e dedicato, con il *packet switching* si passò da un sistema di comunicazione centralizzato ad un

sistema distributivo. Dividendo il messaggio in piccoli blocchi (*message blocks*) diventò possibile trasmettere ciascun blocco facendogli seguire diversi percorsi sfruttando una maglia di connessioni e non più un banale collegamento punto-punto. In questo modo i vari blocchi avrebbero raggiunto il nodo di destinazione e, una volta ricombinati opportunamente, il destinatario finale avrebbe potuto ricreare il messaggio originale. Grazie a questo nuovo sistema di trasmissione dei dati, fu possibile collegare tra loro quattro enti facenti parte dell'agenzia ARPA, rispettivamente: University of California, Los Angeles (UCLA); Augmentation Research Center, Stanford Research Institute; University of California, Santa Barbara; University of Utah, Computer Science Department (Za, 2018). Una piccola curiosità riguarda il primo messaggio trasmesso nella storia tramite l'architettura del *packet switching*, il quale conteneva la sola sillaba "lo". Durante il primo test di connessione tra gli istituti prima citati, un errore nel codice causò un'interruzione del sistema, troncando a metà la parola che si voleva invece trasmettere: *login*. Il problema fu risolto dai programmatori in poche ore e il 5 Dicembre del 1969, quindi, la connessione tra i quattro nodi fu completamente stabilita, definendo così la nascita di Internet. Per descrivere ciò che avvenne quel giorno, si potrebbe parafrasare la citazione di Neil Armstrong: "Un piccolo passo per un gruppo di uomini, un grande passo per l'umanità".

1.2. Un linguaggio universale

Inizialmente i nodi di ARPANET erano soltanto 4, ma in pochi anni divennero 35 grazie all'inserimento di vari centri di ricerca, tra cui uno anche in Europa, presso l'University College London. L'architettura si stava quindi iniziando a sviluppare, sebbene ancora in termini numerici estremamente piccoli a quelli a cui si è abituati oggi. Nonostante l'utilizzo di questo nuovo sistema del *packet switching* era ancora appannaggio di pochi, i tempi sembravano maturi per presentare il suo funzionamento a un pubblico allargato di esperti con l'obiettivo di accrescere la sua popolarità e il suo valore. Secondo la legge di Metcalfe, l'ideatore delle reti Ethernet (connessioni via cavo), il valore di una rete è direttamente proporzionale al quadrato dei componenti connessi (Techopedia, 2018). Piano piano, con il passare del tempo, il successo di questo meccanismo di comunicazione radunò una platea di interessati sempre più vasta, tale da incentivare la creazione di nuove reti. Dal 1973 in poi infatti, ARPANET non fu più l'unica rete a commutazione di pacchetto, ma bensì emersero molteplici reti, non solo negli Stati Uniti, ognuna delle quali sviluppava un personale protocollo di comunicazione e modalità di funzionamento. Ciò che si iniziò a creare, in sostanza, è proprio quel concetto di rete di reti introdotto all'inizio di questo primo capitolo. Nacque quindi l'esigenza di far "parlare" la stessa lingua tutte queste nuove reti che negli anni '70 si vennero a creare. Si necessitava una specie di "linguaggio universale" che potesse mettere in collegamento tra

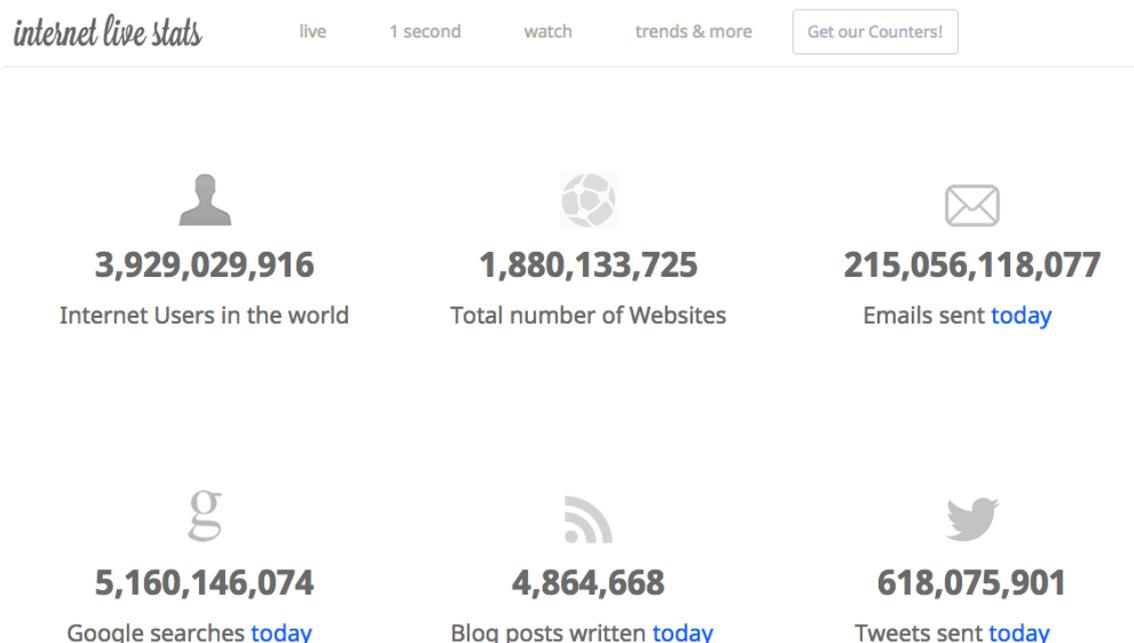
loro tutti i nodi delle varie reti, in modo da poter scambiare informazioni. Questa standardizzazione di linguaggio avvenne con la progettazione del protocollo di comunicazione chiamato Transmission Control Program (TCP). Questo protocollo, dopo una serie di passaggi intermedi, vennero sviluppate nuove versioni arrivando alla definizione separata anche dell'Internet Protocol (IP). Infine, nel 1982, il Dipartimento della Difesa statunitense dichiarò il TCP/IP lo standard da utilizzare in tutte le reti militari. L'anno seguente la rete ARPANET, adottando la coppia di protocolli TCP/IP, venne divisa in due reti, MILNET e ARPANET, rispettivamente per uso militare e civile (Za, 2018). L'idea di fondo che stava nascendo, era che da quel momento ogni computer, non solo in ambito militare, avrebbe dovuto utilizzare questo linguaggio comune per la trasmissione dei dati. Con questo protocollo si venne a definire così il concetto di rete di reti, identificato inizialmente con la parola *internetwork*, ma successivamente abbreviato e semplificato con il termine *internet* (Isaacson, 2014). Nel corso degli anni '80 quindi queste nuove reti che emersero iniziarono ad acquistare sempre più importanza grazie alla molteplicità di servizi che offrivano, tanto da offuscare il ruolo della rete ARPANET che, nel 1989, cessò di funzionare, dopo venti lunghi anni in cui era stata la protagonista di diverse sfide e innovazioni tecnologiche.

1.3. Il World Wide Web

Nel 1977 Ken Olsen, CEO della Digital Equipment Corporation, affermò: “Non c'è alcun motivo per cui gli individui debbano avere un computer a casa” (The Guardian, 2011). Mai predizione fu più errata, perché sebbene in quegli anni il principale utilizzo dei computer e della rete riguardava il mondo delle imprese, della ricerca e dell'ambito militare, iniziò negli anni '80 una graduale diffusione dei personal computer tra i privati tanto da realizzare nel 1989 la prima connessione di un privato ad Internet. Questa diffusione fu causata principalmente dall'idea di utilizzare dei MODEM che utilizzavano la linea telefonica per connettersi ad Internet, oltre che al miglioramento dell'interfaccia grafica che colossi come Windows o Apple riuscirono ad apportare ai personal computer, facilitando l'uso degli stessi alle persone comuni. I servizi e le applicazioni in rete iniziarono ad aumentare vertiginosamente, così come l'entropia. Nonostante le grandi potenzialità di Internet infatti, stava diventando sempre più complesso orientarsi nella “giungla” di Internet. Nasceva quindi l'esigenza di una nuova standardizzazione, stavolta però non riferita all'infrastruttura della rete, ma bensì alle interazioni che si generavano al suo interno. La soluzione fu trovata da un certo Tim Berners-Lee, all'epoca ricercatore presso il CERN. Tim ebbe l'idea di creare un sistema in cui digitando il nome di una persona o di un progetto, venissero proposti i collegamenti a essi correlati. La motivazione che lo spinse a lavorare su questo sistema fu la volontà di cercare di collegare tutti gli studi e i progetti che venivano portati avanti e pubblicati dalla comunità scientifica, in maniera da

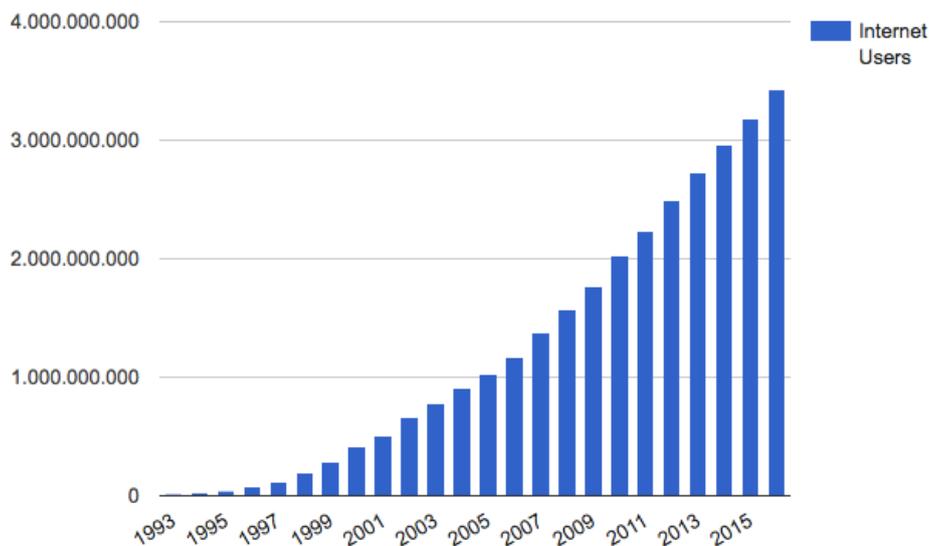
rendere più semplice la vita dei ricercatori. L'*hypertext* fu la soluzione adeguata a questo problema. Cliccando infatti su una frase o parola, si veniva rispediti su un altro contenuto. Il concetto dell'*hypertext* permetteva, in sostanza, di accedere a informazioni che si trovassero concretamente in un unico spazio, chiamato *information space* (spazio delle informazioni) (Berners-Lee and Fischetti, 1999). Sviluppando questo sistema, Tim riuscì inoltre a progettare il protocollo HTTP (Hypertext Transfer Protocol), per permettere questo collegamento di contenuti tramite l'*hyperlink*, e il linguaggio HTML, per poter creare le pagine su cui inserire questi *hyperlink*. Il progetto di Tim prese il nome di World Wide Web (WWW), denominazione utilizzata ancora oggi per il web (Gillies e Cailliau, 2000). Grazie al suo contributo gli utenti di Internet avrebbero avuto da quel momento la possibilità di “navigare” tra le informazioni e i contenuti disponibili nella rete. Tutto ciò ebbe un impatto notevole sulla diffusione dell'utilizzo di Internet, sempre più *user friendly*, tanto che nel 1993, la rete contava un numero di utenti pari a 14 milioni, cifra che si triplicò con il passare di soli due anni. La crescita da quel momento fu esponenziale, tanto da arrivare ai giorni nostri in cui gli utenti di Internet sono circa 4 miliardi, cioè più della metà della popolazione mondiale, mentre nel 1995 ne rappresentavano solo l'1% (Internet Live Stats, 2018). Nella figura 1.1 è riportato uno screen della pagina web internetlivestats.com, nella quale è possibile apprezzare in tempo reale quali numeri stia generando l'Internet, mentre nella figura 1.2 viene illustrata la crescita esponenziale degli utenti di Internet negli anni.

Figura 1.1. I numeri di Internet oggi



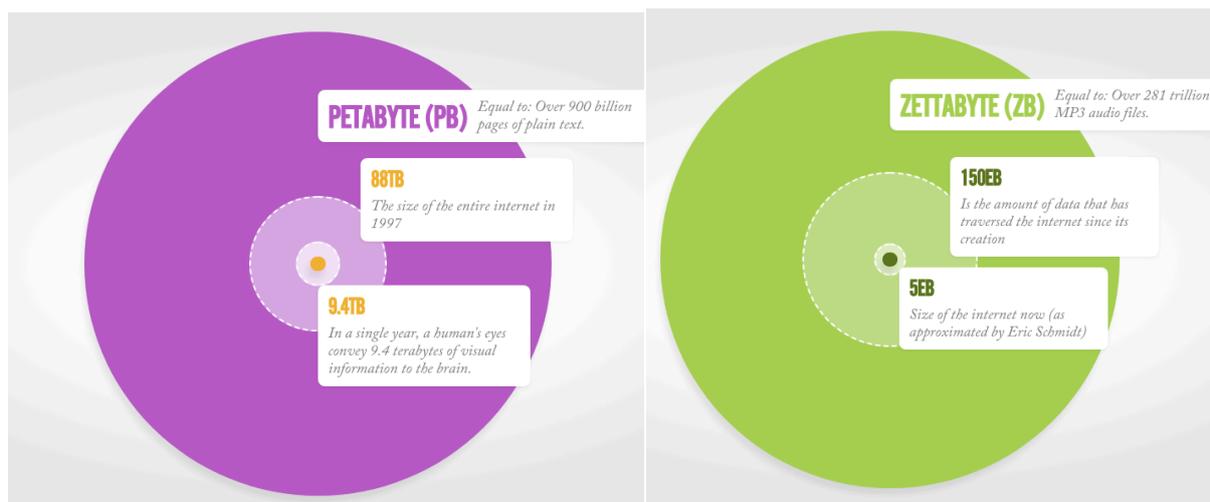
Fonte: <http://www.internetlivestats.com/>

Figura 1.2. La crescita esponenziale di Internet negli anni



Fonte: <http://www.internetlivestats.com/>

Figura 1.3. Le dimensioni di Internet



Fonte: <http://www.redcentricplc.com/resources/infographics/byte-size/>

Un'ulteriore curiosità utile per mostrare la crescita esponenziale che ha subito Internet negli ultimi vent'anni è rappresentata dal confronto delle dimensioni di Internet tra il passato e il presente. Il dato viene illustrato nella figura 1.3 dove si definisce il "peso" della rete in termini di unità di misura utilizzati per misurare la quantità di informazioni digitali. La dimensione complessiva di Internet nel 1997 era di 88 *terabyte* (dove un *terabyte* equivale a circa 10^{12} bytes), mentre attualmente la rete misura circa 5 *exabyte* (dove un *exabyte* equivale a circa 10^{18} bytes) (Redcentric, 2018).

Volendo riassumere l'evoluzione di Internet, è possibile affermare che si è partiti dal web 1.0 caratterizzato da un insieme di pagine web statiche, realizzate principalmente dalle imprese per proporre servizi ai clienti; dai primi anni 2000 si è passati al web 2.0, dove le pagine web iniziano ad essere dinamiche, nascono i blog e i social network e la maggior parte dei contenuti viene prodotta

dalle persone; dal 2010 in poi si è arrivati al web 3.0, un web il cui contenuto si adatta dinamicamente al profilo dell'utente (Za, 2018). È possibile definire quindi il web 1.0 come quella fase di Internet in cui si supporta la cognizione umana, il web 2.0 come un sistema di comunicazione umana e il web 3.0 come un sistema di cooperazione umana (Fuchs *et al.*, 2010). Ad oggi gli utenti della rete generano una mole di informazioni enorme (fenomeno dei Big Data), sia consapevolmente (svolgendo azioni come post, commenti, immagini ecc.) sia inconsapevolmente, in quanto ogni nostra attività sul web può essere registrata, tracciata ed interpretata dalle imprese per poter offrire contenuti sempre più personalizzati e adatti alle nostre esigenze. Tutte queste informazioni generate raccontano il nostro comportamento, la nostra storia, le nostre abitudini e l'ambiente in cui agiamo. Ultimamente però queste informazioni non provengono solo dall'uomo. L'ambiente infatti inizia a generare lui stesso delle informazioni digitali, documentando ciò che accade al suo interno, producendo delle informazioni più strutturate e precise di quelle generate dagli esseri umani. Gli oggetti, le cose, iniziano a codificare digitalmente ciò che succede nella realtà (si pensi ad uno smartphone come esempio), comportandosi come dei veri e propri narratori della realtà, un ruolo che fino a poco tempo fa era principalmente appannaggio dell'uomo. Partendo dall'*Internet delle informazioni*, si è passati attraverso l'*Internet delle persone*, per giungere ai giorni d'oggi ad un nuovo fenomeno evolutivo chiamato l'*Internet delle cose* o, secondo la definizione internazionale, Internet of Things.

1.4. Internet of Things

“L'Internet of Things studia come rendere gli oggetti di uso quotidiani “intelligenti”, facendoli interagire tra loro e con gli utenti, sviluppando in senso evolutivo le capacità intrinseche della rete” (Palanza, 2016, pag. 1). Seguendo questa definizione, viene da chiedersi quando, per la prima volta, si è pensato che un oggetto fisico potesse compiere queste interazioni con altri oggetti fisici o con le persone. Il primo caso di oggetto “intelligente”, viene documentato nel 1982, quando un distributore di bibite (*coke machine*) situato presso la Carnegie Mellon University era già in grado di trasmettere dati relativi al numero di bibite rimaste e anche se la temperatura desiderata fosse stata raggiunta da tutti i prodotti, inclusi quelli inseriti più recentemente (Carnegie Mellon University, 2006). Un altro “primordiale” esempio di oggetto smart è rappresentato da un tostapane progettato nel 1990, il quale era possibile controllare da remoto attraverso un'applicazione con l'uso della rete, scegliendo il grado di tostatura del pane desiderato (Za, 2018). Ovviamente, a quel tempo, il concetto di internet delle cose non esisteva ancora, per questo i due esempi sopracitati erano dei semplici oggetti innovativi, dei rudimentali predecessori degli oggetti intelligenti conosciuti oggi. Difatti, il termine Internet of Things venne utilizzato per la prima volta nel 1999 da Kevin Ashton, un ricercatore britannico cofondatore dell'Auto-ID Center del Massachusetts Institute of Technology, durante una

presentazione presso Procter & Gamble, nella quale cercava di proporre l'uso dei RFID per raccogliere informazioni attraverso l'uso di internet e migliorare la gestione delle catene di approvvigionamento dell'azienda stessa. Ashton in un suo articolo di una decina di anni dopo, affermò che “aggiungendo il Radio Frequency Identification (RFID) e altri sensori agli oggetti di uso quotidiano si andrebbe a creare un Internet delle cose e si porrebbero le basi per una nuova era di percezione delle macchine”, concludendo che “se avessimo avuto computer in grado di sapere tutto ciò che c'era da sapere sulle cose, utilizzando i dati raccolti senza alcun aiuto da parte nostra, saremmo stati in grado di tracciare e contare ogni cosa, di ridurre sprechi, perdite e costi. Avremmo potuto sapere quando sostituire o riparare gli oggetti. Abbiamo bisogno di potenziare i computer in modo che siano in grado di raccogliere informazioni autonomamente, in modo che possano vedere, ascoltare e annusare il mondo. La tecnologia RFID e altre tipologie di sensori consentono ai computer di osservare, identificare e comprendere il mondo, superando il vincolo dell'inserimento delle informazioni da parte dell'uomo” (Ashton, 2009). Secondo le affermazioni di Ashton, quindi, la possibilità da far compiere agli oggetti fisici tutte queste azioni dipende da quelle tecnologie e tipologie di sensori in grado di far percepire l'ambiente fisico circostante e trasformarlo in informazioni digitali. Ma quali sono le tecnologie che permettono tutto ciò? La prima meritevole di attenzione è sicuramente quella menzionata da Ashton durante il suo intervento alla Procter & Gamble, cioè i *tag* RFID. Per RFID (*Radio Frequency Identifier*) si intende una tecnologia che permette l'identificazione e/o memorizzazione automatica di informazioni inerenti oggetti o soggetti (Za, 2018). Grazie a delle etichette elettroniche chiamate *tag*, è possibile trasferire le informazioni contenute al loro interno se interrogati da appositi lettori chiamati *reader*. Alcuni esempi di questi *tag* presenti nella vita di tutti i giorni sono le placche antitaccheggio utilizzate nei negozi di abbigliamento, oppure i microchip installati all'interno dei passaporti italiani dal 2006 (i c.d. passaporti elettronici) nei quali sono contenute le stesse informazioni presenti nel passaporto, ma in formato digitale. Ancora gli RFID possono essere usati per tracciare gli animali e recuperare lo storico delle loro informazioni o anche per controllare le presenze e gli accessi dei dipendenti in un'azienda (badge aziendali). Un'evoluzione degli RFID è la *Near Field Communication* (NFC), cioè una tecnologia che permette una comunicazione in prossimità (Faulkner, 2017). Quando due dispositivi NFC vengono avvicinati ad una distanza molto ravvicinata (più o meno di 4 cm), si crea una connessione tra loro, che permette la trasmissione reciproca di informazioni. Un banale esempio potrebbe essere quello delle *contactless smartcard*, utilizzate in alcune carte di credito o di abbonamenti per il trasporto pubblico. La maggior parte di smartphone e smartwatch al giorno d'oggi dispone di questa tecnologia NFC, permettendo le transizioni di pagamento tramite l'uso del proprio smart device, senza la necessità fisica della carta di credito.

Figura 1.4. QR Code per la la storia del QR Code



Fonte: <http://www.qrcode.com/en>

Un'altra tecnologia che permette l'estrazione di dati digitali dagli oggetti fisici è il QR Code, presentato nella figura 1.4 (il QR Code illustrato riporta al sito ufficiale del QR Code). Questo codice fa parte di una famiglia più ampia, quella dei 2D Barcode, di cui ne è sicuramente il più diffuso ed utilizzato. Nasce negli anni '90 grazie alla Denso Wave, una partecipata di Toyota, che mirava a migliorare la gestione del processo produttivo, tracciando tutti i prodotti e i vari componenti. Questa nuova tecnologia permise di leggere le informazioni contenute in questo codice (caratteri alfanumerici, simboli kanji o anche immagini) in maniera molto rapida, da qui il nome *quick response* (QR) *code* (QR Code Official Web Page, 2018). Le tecnologie sinora presentate permettono di leggere le informazioni contenute in un codice con riguardo a un determinato oggetto o soggetto; per conoscerne invece la posizione geografica, esistono i sistemi di posizionamento e i ricevitori GPS (*Global Positioning System*), che interpretano le informazioni ricevute da satelliti artificiali in orbita intorno alla Terra o da trasmettitori di onde radio. (Za, 2018). Esistono poi delle tecnologie che permettono al dispositivo di rilevare e misurare determinati fattori che circondano l'ambiente circostante. Si tratta di sensori o trasduttori che consentono la codifica digitale di alcune misurazioni riguardanti il mondo reale come la temperatura, la qualità dell'aria, la frequenza cardiaca di un soggetto e molto altro ancora.

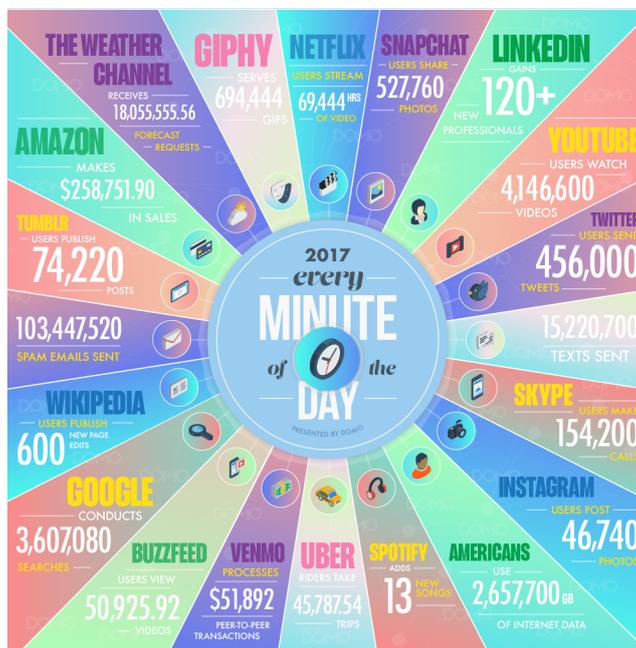
Ciò che è rilevante osservare è che tutte queste tecnologie descritte non sono state inventate negli ultimi tempi, anzi, alcune risalgono anche a venti o trent'anni fa. Il motivo per cui stanno diventando sempre più diffuse e utilizzate oggi è dato dal fatto che ciò che sta cambiando sono le modalità del loro utilizzo. In pratica, queste tecnologie, vengono ora inserite in ecosistemi digitali, anche combinandole insieme per avere diverse tipologie di informazioni su un unico dispositivo. Negli smartphone, ad esempio, sono contenute allo stesso tempo tecnologie come GPS, NFC, lettore di QR Code, bluetooth, Wi-Fi, 4G e lettore di impronte digitali. Lo smartphone si è in tempi recenti evoluto in una specie di essere artificiale tuttofare, in grado di percepire l'ambiente che lo circonda e

di interagire con esso. In più, questo essere artificiale non agisce solo in maniera *stand alone*, bensì è parte integrante di un vero e proprio ecosistema digitale, in cui gli altri membri, e cioè altri smartphone o smart object in generale, interagiscono tra loro scambiandosi informazioni più o meno dettagliate (Za, 2018). Un esempio concreto di questo concetto è dato dall'applicazione Google Maps. Google infatti riesce a fornire informazioni dettagliate del traffico ai conducenti, indicando il percorso più breve per giungere a destinazione e la relativa intensità del traffico, specialmente nei centri urbani. Questo è realizzabile grazie alle informazioni che vengono raccolte da ogni conducente che sta usando l'applicazione in quel momento, elaborate dal sistema e rispediti agli utenti in tempo reale. Questo flusso di trasmissione delle informazioni è chiamato *Machine to People* (M2P), in quanto il dispositivo artificiale fornisce dati più o meno dettagliati che verranno poi interpretati dall'uomo per prendere determinate decisioni, come nel caso di Google Maps che permette di scegliere il percorso più efficiente per arrivare alla destinazione desiderata. Una diversa tipologia di processo è quello chiamato *Machine to Machine* (M2M), che si concretizza nel momento in cui sono gli stessi dispositivi a scambiarsi informazioni che, una volta elaborate da determinati algoritmi, permettono di attivare alcune attività da far svolgere ad altri dispositivi (Za, 2018). Un esempio pratico di questo processo M2M è rappresentato dal sistema di semafori intelligenti i quali, in base ai dati ricevuti sulla situazione del traffico, possono regolare in maniera intelligente la durata del verde e del rosso (Morris, 2015).

Il fenomeno dell'IoT sta diventando ogni giorno sempre più rilevante grazie anche all'evoluzione di altri tre fenomeni con cui è in stretta correlazione: il *cloud computing*, i *big data* e il *machine learning*. Per *cloud computing* si intende “una serie di tecnologie che permettono di elaborare, archiviare e memorizzare dati grazie all'utilizzo di risorse hardware e software distribuite nella rete. Generalizzando possiamo affermare che stiamo utilizzando un servizio cloud quando in qualche modo, tramite pc, smartphone o altri dispositivi sfruttiamo delle risorse o dei servizi attraverso la rete” (Kiteblue, 2018). Alcuni esempi pratici sono iCloud e Google Drive, che forniscono uno spazio di memorizzazione virtuale definito appunto come una nuvola, alla quale si può accedere senza vincoli di tempo o spazio, basta essere connessi alla rete. Quindi il *cloud computing* offre una capacità di calcolo e di memorizzazione molto flessibile, superando la necessità di disporre di un dispositivo hardware fisico. L'incessante aumento dell'utilizzo di tutte queste tecnologie che generano informazioni digitalizzate sta dando origine ad un altro fenomeno, quello dei *big data*. Per parlare di *big data* non esiste una soglia ben definita in termini di dimensione dei dati (in termini di bytes), piuttosto sono state individuate quattro caratteristiche che descrivono in maniera esaustiva questo fenomeno, le cosiddette “4V”: il volume, la velocità, la varietà e la veridicità

(IBM, 2018). La dimensione del volume e della velocità sono altamente correlate, in quanto il ritmo con cui i dati vengono generati sta aumentando vertiginosamente.

Figura 1.5. La mole di dati generati ogni minuto nel 2017



Fonte: <https://www.domo.com/learn/data-never-sleeps-5>

Come è possibile apprezzare dalla figura 1.5 infatti, nel 2017, ogni 60 secondi venivano fatte circa 3,6 milioni di ricerche su Google, più di 4 milioni di video riprodotti su YouTube, acquistati prodotti per più di 250 mila dollari su Amazon e inviati più di 450 mila messaggi su Twitter (Data Never Sleeps, 2018). La dimensione della varietà consiste invece nel fatto che questi dati, più o meno strutturati che siano, non si presentano in un unico tipo di formato, bensì si manifestano in maniera variegata, sotto forma di dati numerici, immagini, video e altro ancora. L'ultima delle 4 "V", la veridicità, consiste nel fatto che questi dati derivano da una moltitudine di fonti differenti, per questo diventa rilevante l'esigenza di non raccogliere dati "sporchi", non idonei per le analisi che si intende condurre. L'ultimo dei tre fenomeni correlati con l'IoT è il *machine learning*, una branca dell'informatica relativi agli studi sull'intelligenza artificiale (Za, 2018). La caratteristica fondamentale di questo fenomeno consiste nel fatto che gli algoritmi su cui si basano i software non siano delle mere istruzioni da seguire per ottenere un risultato, piuttosto sono caratterizzati da una serie di regole su come leggere e interpretare i dati in maniera da trovare la soluzione migliore per un determinato problema. In sostanza la macchina apprende autonomamente e continuamente in relazione alle fattispecie affrontate, grazie all'analisi e all'elaborazione di un costante flusso di dati ricevuti. Per questo il fenomeno del *machine learning*, anche se introdotto nel lontano 1959 in IBM da Arthur Samuel (Puget, 2016), sta acquisendo una notevole notorietà in tempi recenti, a causa

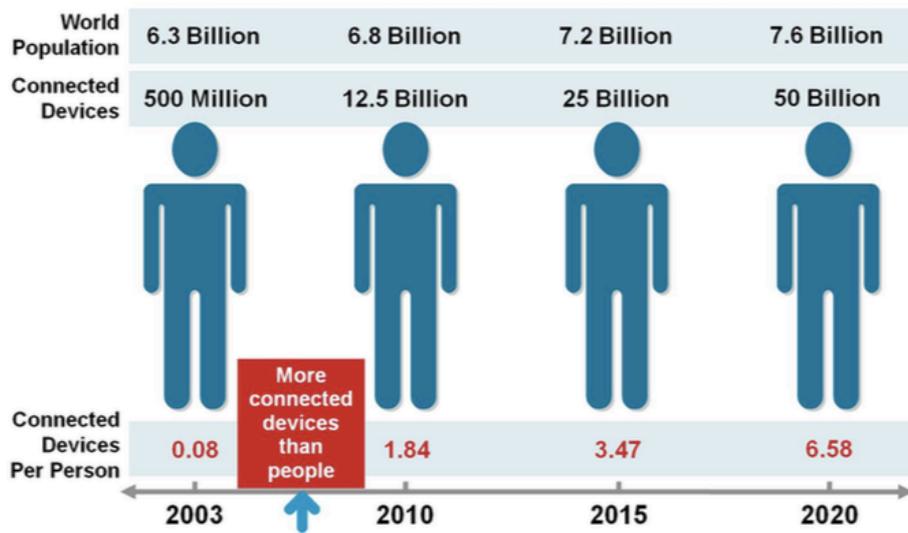
dell'enorme quantità di dati che vengono generati rispetto al passato (*big data*) e alle risorse computazionali attualmente disponibili (*cloud computing*). È proprio questa grande mole di dati permette alle macchine, attraverso i moderni algoritmi, di apprendere in maniera più veloce e precisa, così da determinare un miglioramento incrementale nell'individuazione della soluzione al problema. Un recente traguardo raggiunto da Google proprio attraverso l'uso del *machine learning*, presentato nel keynote di Maggio 2018, sono state le chiamate reali che l'assistente vocale Duplex (l'equivalente di Siri per Apple) è riuscito ad intrattenere, dopo aver ricevuto il comando da parte dell'utente, per prenotare un taglio di capelli dal parrucchiere o riservare un tavolo in un ristorante, compiendo di fatto delle attività semplici da svolgere per un essere umano, difficili se non fantascientifiche per una macchina (Google, 2018). La cosa che sorprende di più è che l'intelligenza artificiale è di fatto riuscita a intrattenere una conversazione telefonica senza che la persona dall'altra parte della cornetta sia stata in grado di accorgersi di star parlando sostanzialmente con un robot, a causa della perfetta imitazione del parlato umano.

1.5. Il valore dell'IoT

Una volta definito cos'è l'Internet of Things e su quali tecnologie si basa, è opportuno andare ad analizzare quale sia l'impatto che genera sulla società e sul mercato, in termini sia di volumi che di valore; per avere un'idea sui numeri di queste due dimensioni ci si può affidare alle stime presentate rispettivamente da Cisco (2011) e da McKinsey (2015).

Cisco IBSG (Internet Business Solutions Group), ha definito l'IoT come "il momento in cui a Internet hanno iniziato a essere connesse più cose (o oggetti) che persone" (Cisco Internet Business Solutions Group (IBSG), 2011, pag. 2). Partendo da alcune ricerche di mercato, nel 2003 i dispositivi connessi erano all'incirca 500 milioni a fronte di 6,3 miliardi di persone (U.S. Census Bureau, 2018), che tradotto significherebbe che ogni persona disponeva di meno di un dispositivo a testa (per l'esattezza 0,08 dispositivi connessi a Internet per persona). Come è possibile osservare nella figura 1.6, solo nel 2010, dopo il boom degli smartphone, tablet e PC, si superò la quota di almeno un dispositivo per persona, raggiungendo un numero pari a 12,5 miliardi, a fronte di una popolazione mondiale di 6.8 miliardi (ben 1,84 dispositivi per persona). Cisco (2011) con questa analisi, oltre a fornire una semplice definizione del fenomeno, è riuscita a stimare la quantità di device connessi a Internet nei prossimi anni prevedendo un numero di circa 50 miliardi entro il 2020, con una media di più di 6 dispositivi per persona.

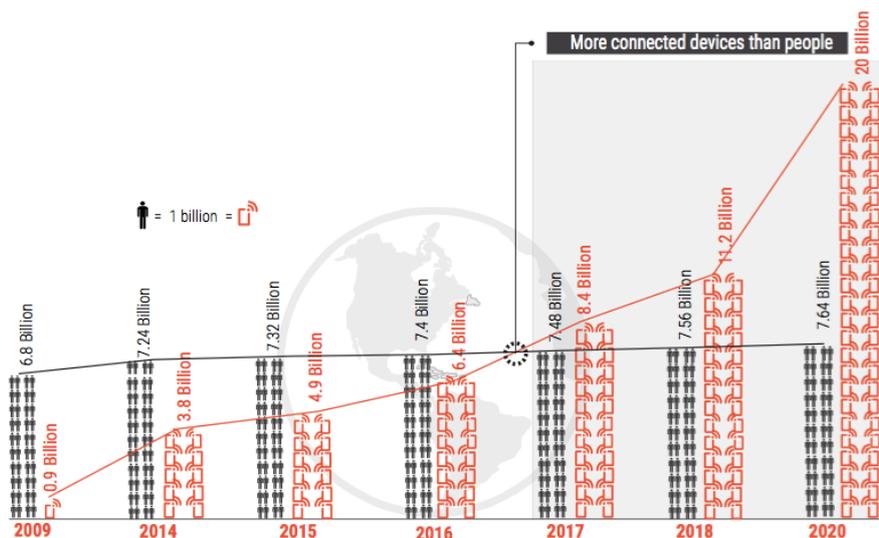
Figura 1.6. Device connessi per persona negli anni



Fonte: (Cisco Internet Business Solutions Group (IBSG), 2011)

In linea con quanto previsto da Cisco, una più recente analisi di Gartner (2016) prende in considerazione, partendo dal 2009, il rapporto tra dispositivi IoT connessi alla rete e la popolazione mondiale, escludendo però dall'analisi gli smartphone e i tablet. Nel 2017 il numero di dispositivi IoT è stato di 8,4 miliardi, cifra che ha permesso per la prima volta di superare la popolazione mondiale (circa 7 miliardi e mezzo). Come è possibile apprezzare dalla figura 1.7, è previsto che si tocchi quota 20 miliardi di dispositivi IoT entro il 2020 (Gartner, 2016).

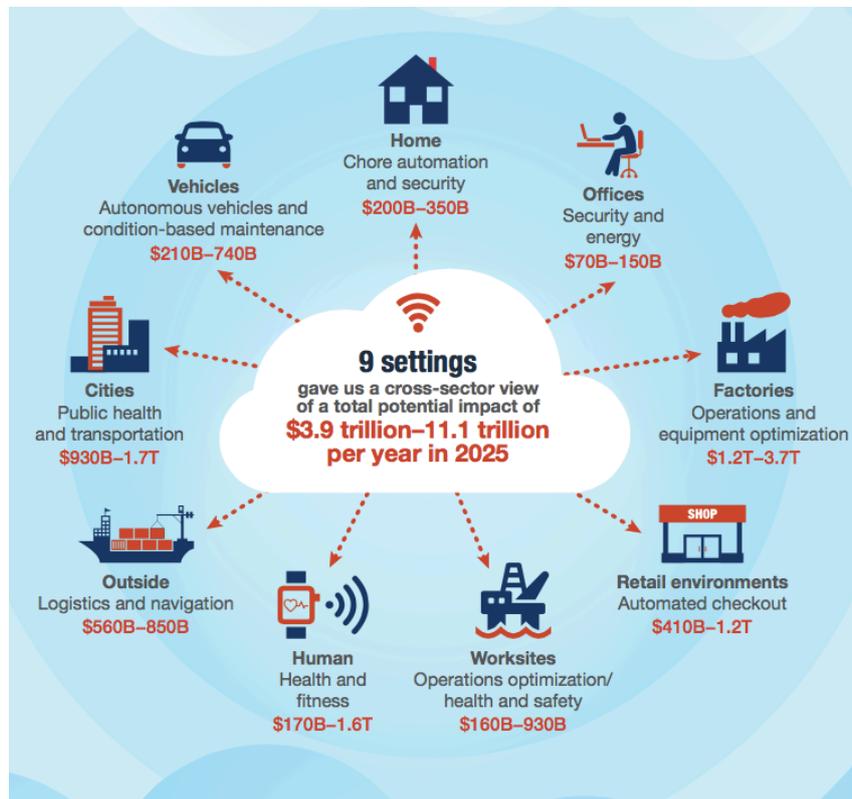
Figura 1.7. Dispositivi IoT (esclusi smartphone e tablet) vs Popolazione Mondiale



Fonte: GrowthEnabler, 2017

Per quanto riguarda invece il valore generato, McKinsey (2015) stima che il mercato dell'IoT potrebbe valere, entro il 2025, complessivamente dai 4 agli 11 mila miliardi di dollari all'anno (McKinsey Global Institute, 2015).

Figura 1.8. Il potenziale valore dell'Internet of Things



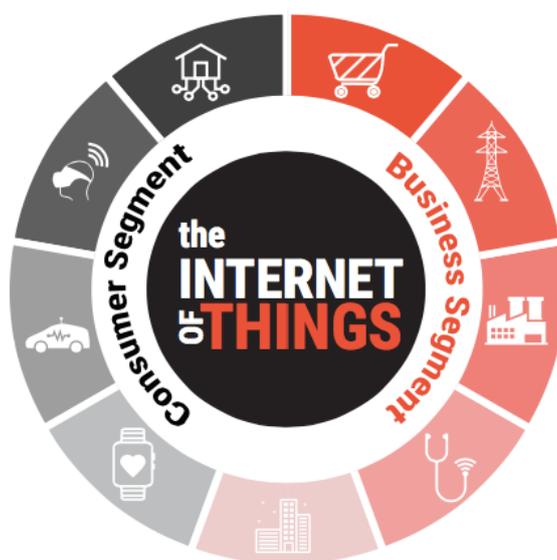
Fonte: McKinsey Global Institute, 2015

Come si può osservare dalla figura 1.8, dopo aver analizzato ben nove ambiti di applicazione del fenomeno dell'IoT, stimandone per ognuna il potenziale valore in dollari, emerge che i campi maggiormente in grado di muovere il mercato saranno le applicazioni industriali, le smart city, le applicazioni legate alle persone fisiche come quelle per il fitness e l'*healthcare* ma anche le applicazioni relative al mondo dell'automotive. Sempre nello stesso studio però sono emerse alcune criticità riguardo il fenomeno dell'IoT, come ad esempio il limitato utilizzo dei dati che vengono prodotti da questi dispositivi. Meno dell'1% dei dati raccolti viene infatti analizzato e interpretato, soprattutto soltanto per attività di controllo e di monitoraggio delle autonomie, invece di essere utilizzato per la previsione e l'ottimizzazione dei processi, che offrirebbe sicuramente un maggiore valore (McKinsey Global Institute, 2015).

1.6. I campi di applicazione dell'Internet of Things

Per una più specifica individuazione dei principali settori di impiego dell'IoT, in letteratura è disponibile una suddivisione in due macro categorie delle possibili applicazioni tecnologiche, la prima relativa alla sfera umana, delle persone (*consumer segment*) e la seconda relativa al mondo delle imprese (*business segment*) (GrowthEnabler, 2017), come è possibile apprezzare dalla figura 1.9.

Figura 1.9. I settori di impiego dell'IoT



Fonte: GrowthEnabler, 2017

Tra le applicazioni appartenenti al primo segmento, quello personale, troviamo le soluzioni relative alla *smart home*, nell'ambito della domotica. Si tratta di una serie di elettrodomestici e dispositivi elettronici tutti interconnessi attraverso la rete, spesso la stessa Wi-Fi di casa. Il vantaggio che viene ricavato dall'uso di questi device, una volta configurati e impostati in maniera appropriata, consiste nel miglioramento del benessere e della sicurezza del proprietario, ma soprattutto un notevole risparmio in termini di costi relativi alla gestione delle risorse e dei consumi domestici. Basti pensare ad un termostato smart che si accende o si spegne a seconda della temperatura che rileva in tempo reale. Oppure un frigorifero intelligente che, connesso ad un calendario virtuale, avverte il proprietario qualora le uova e il latte al suo interno, dotati di un semplice tag RFID, fossero prossimi alla data di scadenza, in maniera da evitare possibili sprechi di cibo (Hoffman and Novak, 2016). Altri esempi della *smart home* potrebbero essere i condizionatori, le luci, la smart TV, le serrature e altro ancora, tutti dispositivi che potrebbero essere controllati da remoto attraverso la rete. Di recente invece sono stati proposti 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

della *smart home*. Sono un esempio l'assistente vocale Alexa di Amazon o Duplex di Google, introdotto alla fine del paragrafo 1.3. La caratteristica principale di questi assistenti vocali è che più si utilizzano e più migliora l'interpretazione dei comandi ordinati dal proprietario, in linea proprio con i principi del *machine learning*. Nel segmento relativo alla sfera personale dell'uomo rientrano anche i cosiddetti *wearable device*, e cioè dispositivi intelligenti indossabili. I wearable sono le tecnologie che più si stanno diffondendo nella vita privata delle persone, in quanto sono in grado di monitorare e anche misurare le attività svolte dal proprietario che li indossa, fornendo statistiche sulle sue abitudini di vita e anche dei suggerimenti su come migliorare queste abitudini. Il più diffuso tra i wearable device è sicuramente lo smartwatch, un orologio intelligente che tramite tecnologia Wi-Fi o bluetooth si connette con lo smartphone del proprietario, con il quale comunica costantemente permettendo di ricevere SMS, messaggi Whatsapp, ricevere e rispondere alle chiamate e molto altro ancora senza utilizzare lo smartphone. Essendo un dispositivo intelligente, sulla base delle nostre abitudini, lo smartwatch filtra quale notifiche inviare a scapito delle altre, per cercare di minimizzare il numero di volte che richiama la nostra attenzione, oppure ci suggerisce di fare un po' di attività fisica qualora, attraverso il segnale GPS installato, capisca che siamo da troppo tempo fermi (o seduti alla scrivania). In questa categoria di wearable rientrano anche gli *smart glasses*, i dispositivi per il monitoraggio della nostra salute e dell'attività fisica (*fitness tracker* o *smartband*) e anche l'abbigliamento intelligente, cioè vestiti che possono rilevare con più precisione degli altri wearable informazioni sulle funzionalità del corpo o anche regolare la temperatura corporea per far lavorare i muscoli in maniera ottimale. All'interno del *business segment* invece, è possibile trovare altrettante soluzioni innovative. Tra i vari ambiti, quello in cui l'IoT sembra avere una maggiore influenza, è quello del settore pubblico. Concetti come quello della *smart city* stanno piano piano diventando realtà. Per *smart city* si intende un'area urbana che dispone di numerosi sensori e dispositivi per la raccolta dei dati per una gestione intelligente del traffico, dell'illuminazione e delle risorse in generale. Questo viene fatto con l'obiettivo di migliorare la qualità dei servizi offerti ai cittadini, per innalzare il livello di benessere generale. Un esempio pratico di gestione del traffico intelligente può essere rappresentato da quanto accade attualmente nel Queensland, dove i mezzi di emergenza coinvolti in operazioni di soccorso troveranno sempre la luce verde ai semafori sul loro percorso grazie al sistema denominato *Emergency Vehicle Priority*, che riesce a rilevare l'avvicinamento dei mezzi attivando il verde dei semafori (Queensland Government, 2017). Nel segmento dell'IoT che riguarda le imprese vengono incluse anche le soluzioni di *proximity based advertising*, e cioè quelle comunicazioni di marketing che si attivano una volta rilevato il consumatore nei pressi dello store attraverso l'utilizzo del GPS. Inoltre, l'IoT trova spazio anche nel settore delle industrie, con tecnologie che mirano al miglioramento della gestione della logistica e del processo produttivo.

Riassumendo, di seguito nella tabella 1.1 vengono riportati tutti gli ambiti in cui vengono applicate le soluzioni dell'IoT, secondo quanto affermato da GrowthEnabler (2017).

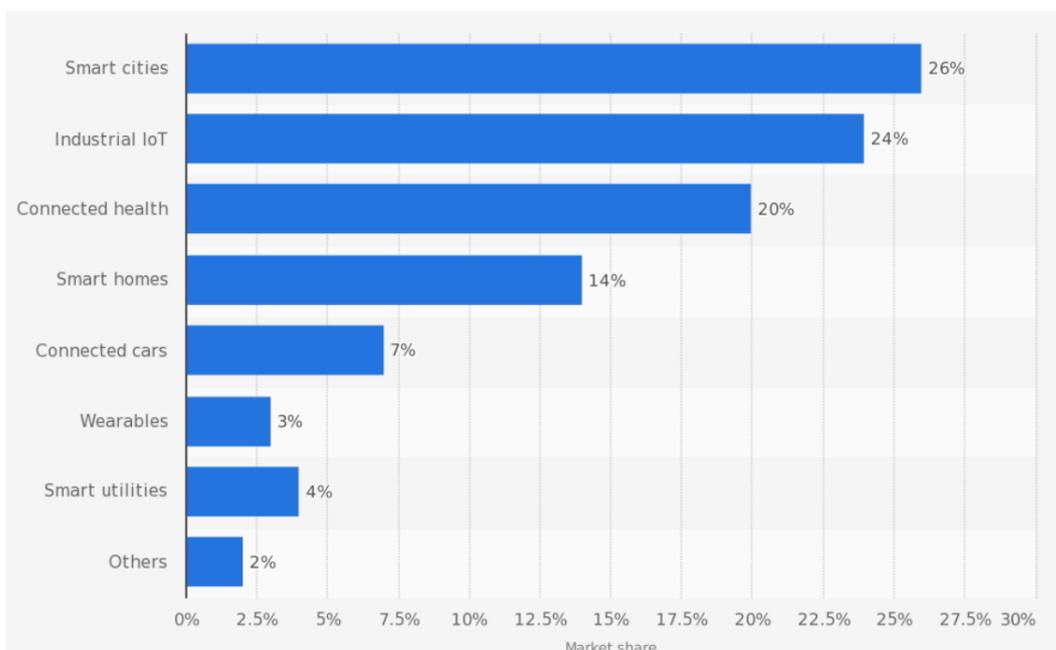
Tabella 1.1. Gli ambiti di applicazione IoT

Consumer Segment	Business Segment
Smart Home e domotica	Smart City
Wearable Device	Smart utilities & Energy
Guida Autonoma (Automotive)	Sanità
Dispositivi Sanitari	IoT Industriale
	Proximity-based advertising

Fonte: creazione ad hoc sulla base del report di GrowthEnabler (GrowthEnabler, 2017)

Per avere una visione di insieme di quali siano i principali settori in cui si sviluppano iniziative IoT invece, il grafico riportato nella figura 1.10 mostra come siano proprio le *smart city* a dominare questa particolare classifica (26%), seguiti dal settore industriale (24%) e dalla salute/sanità, cioè nel campo medico relativo al monitoring del paziente (20%). Da non sottovalutare però le soluzioni relative alla *smart home*, dei dispositivi indossabili e dell'automotive.

Figura 1.10. Le quote di mercato suddivise per settori

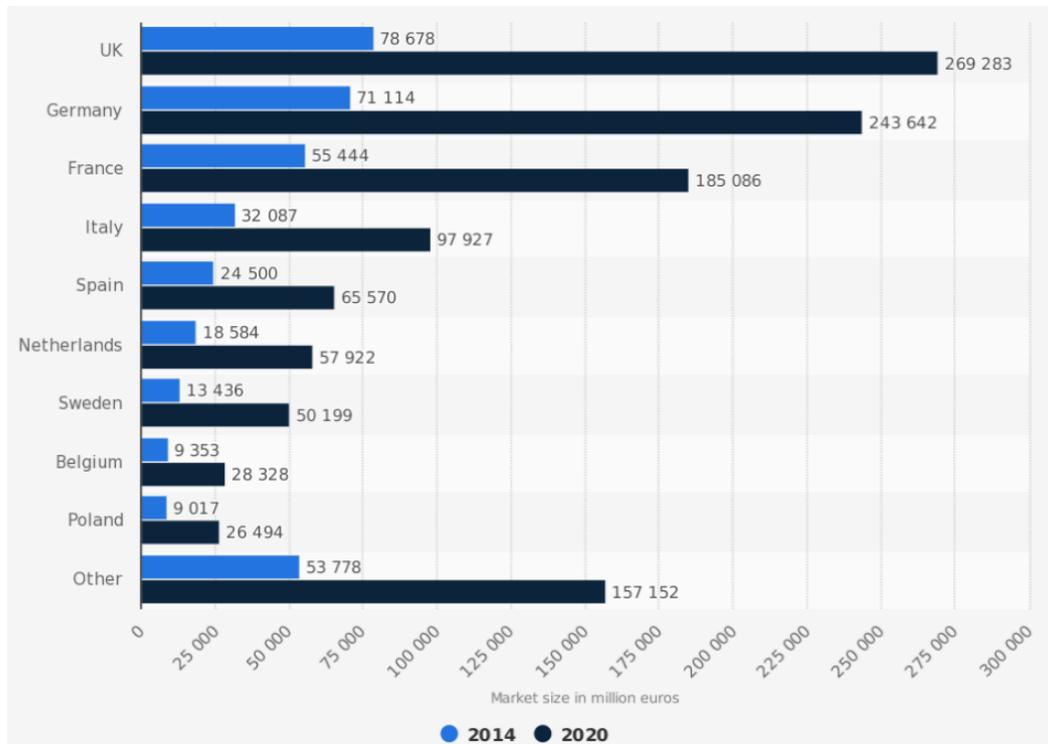


Fonte: GrowthEnabler 2017, accessibile da <https://www.statista.com/statistics/764061/iot-market-share-by-sub-sector-worldwide/>

Un focus europeo sul fenomeno dell'IoT è invece presentato nella figura 1.11, dove è possibile apprezzare una proiezione del valore del mercato IoT espresso in milioni di euro, mettendo a

confronto il 2014 e il 2020. È possibile osservare come l'Italia sia una delle prime quattro nazioni a investire maggiormente in soluzioni IoT, con un valore di circa 98 miliardi di euro.

Figura 1.11. Mercato IoT in Europa nel 2014 e 2020 in milioni di Euro



Fonte: Foundation Astrid n.d., accessibile da <https://www.statista.com/statistics/686435/internet-of-things-iot-market-size-in-europe-by-country/>

Volendo riassumere, l'IoT consiste in un *network* di oggetti fisici interconnessi a Internet capaci di raccogliere, elaborare e scambiare dati utilizzando sensori e altre tecnologie (Business Insider, 2018). Dopo aver esposto come si è arrivati a parlare di Internet of Things attraverso l'evoluzione dell'Internet nel tempo, il valore potenziale di questo fenomeno e le applicazioni tecnologiche in cui si concretizza, nel prossimo capitolo si entrerà nel cuore della ricerca, presentandone gli obiettivi che si intendono perseguire sulla base delle analisi delle abitudini di utilizzo di alcuni tra i più diffusi smart device che riguardano la vita privata delle persone, precisamente lo smartphone e i recenti dispositivi wearable.

CAPITOLO 2 – Un nuovo modello concettuale

L'obiettivo della ricerca è quello di estendere il modello concettuale proposto da Carillo, Scornavacca e Za (2017). Mediante tale modello gli autori hanno cercato di analizzare il ruolo della *dependency* di un soggetto *user* nel predire l'intenzione di continuare ad usare un cosiddetto *ubiquitous media systems*, cioè "un'aggregazione complessa di artefatti digitali (software o hardware) multi-purpose, multi-context, connessi alla rete, che usa un insieme (dinamico) di dispositivi interconnessi tra loro e che racchiude diverse funzioni, fornendo un accesso fluido alle informazioni attraverso una varietà di canali; ciò permette all'utente di svolgere una moltitudine di task e di interagire in maniera smart all'interno dell'ecosistema digitale" (Za, 2017).

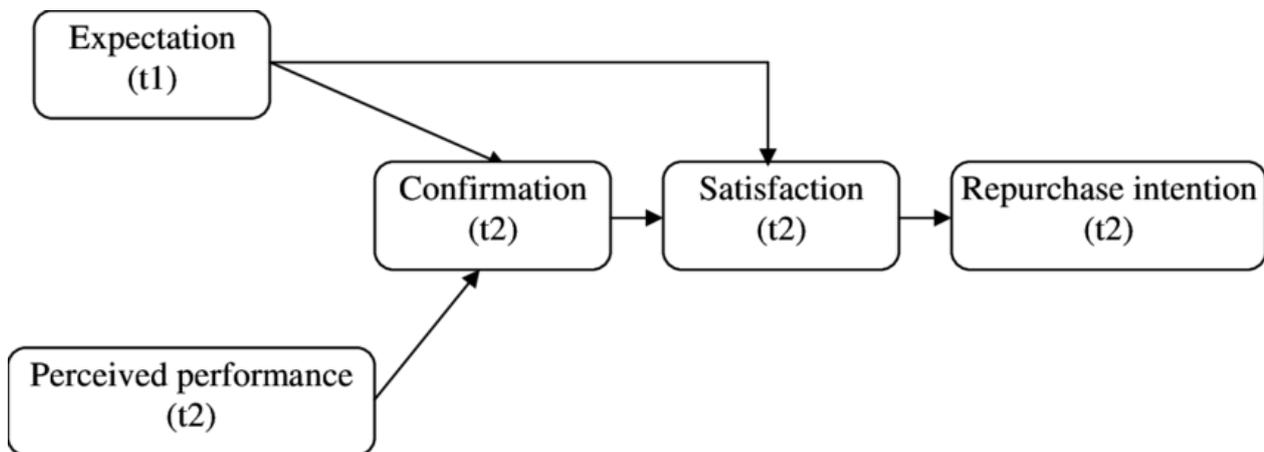
2.1. Theoretical background

Per lo studio del suddetto articolo gli autori hanno preso e adattato un modello concettuale già famoso in letteratura. Si tratta del modello presentato nell'articolo "*Understanding Information Systems Continuance: An Expectation-Confirmation Model*" (Bhattacharjee, 2001), il quale è stato considerato dall'*Association for Information Technology* come la rappresentazione più ampiamente riconosciuta ed empiricamente confermata del fenomeno della continuità di utilizzo di un *information system* degli ultimi 20 anni (Carillo, Scornavacca e Za, 2017). Bhattacharjee (2001), nella sua ricerca, mira a studiare quali sono i *driver* che possono influenzare le intenzioni di un individuo di continuare ad usare un *information system* (IS), che si può definire dal punto di vista del consumatore come un "sistema che utilizza la *information technology* per consentire ai consumatori di accedere, elaborare e manipolare i dati su una rete accessibile al pubblico, permettendo un'interazione di servizi di varia natura" (Tuunanen, Myers e Cassab, 2010). La motivazione che spinse il ricercatore ad analizzare il concetto della *continuance* nasce perché, fino ad allora, la ricerca scientifica si era soffermata solamente su aspetti e variabili che motivavano gli individui ad accettare una nuova tecnologia. Alcuni esempi sono le teorie riguardo la diffusione di un'innovazione (Rogers, 1995), il *Technology Acceptance Model* (Davis, 1989) e la teoria del comportamento pianificato (Ajzen, 1991). Bhattacharjee (2001) afferma che mentre l'accettazione iniziale dell'*information system* rappresenta un primo passo importante verso la realizzazione del successo dello stesso, la sopravvivenza a lungo termine di una tecnologia e il suo eventuale successo dipendono più dal suo continuo uso da parte dei consumatori piuttosto che dal mero primo utilizzo. Niente di più vero, dato che la sopravvivenza della maggior parte di aziende nell'e-commerce (si prenda ad esempio una tra le più famose: Netflix) dipende sì dal numero di *adopters* iniziale, ma soprattutto da chi continua ad usare quel servizio nel

lungo termine adottando un comportamento di *repurchase*, in quanto l'acquisizione di nuovi clienti può costare fino a 5 volte in più rispetto ai costi di *retention* di chi cliente invece lo è già (Parthasarathy e Bhattacharjee, 1998).

Le basi teoriche su cui Bhattacharjee costruisce il suo modello concettuale volto a spiegare le variabili che influiscono sulla *continuance intention to use*, sono fondate sulla cosiddetta teoria della *Expectation-Confirmation* (Oliver, 1980).

Figura 2.1. La *Expectation-Confirmation Theory*



Fonte: https://www.researchgate.net/figure/Expectation-Confirmation-Theory-ECT_fig1_255567029

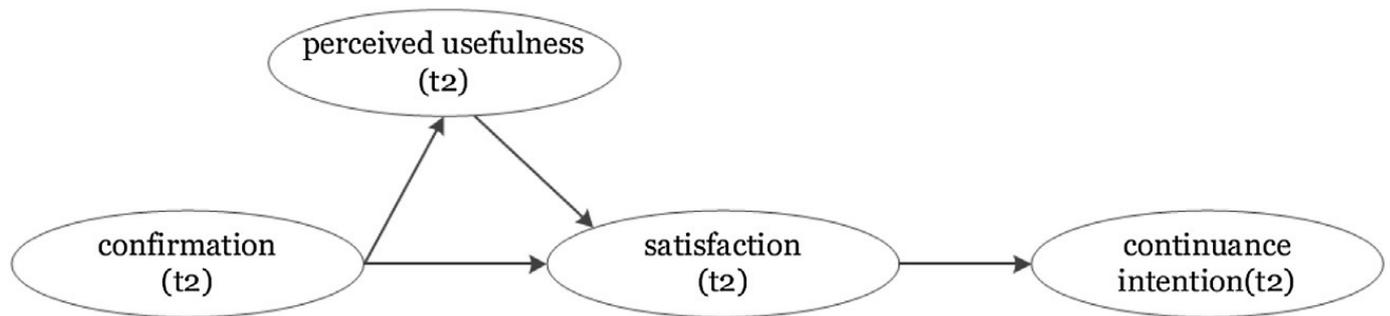
L'*Expectation-Confirmation* è una teoria largamente diffusa nella letteratura del *consumer behavior*, specialmente nell'ambito dell'analisi della soddisfazione e del comportamento post-acquisto di un prodotto di un brand o servizi di marketing in generale (Anderson e Sullivan, 1993). Il modello è stato applicato con notevoli risultati in vari contesti quali l'*automotive* (Oliver, 1993) la ristorazione (Swan e Trawick, 1981) o anche per la misurazione della *repurchase intention* di prodotti fotografici (Dabholkar, Shepherd e Thorpe, 2000).

Secondo Oliver (1993), il consumatore raggiunge la fase di *repurchase* dopo un processo composto da vari step. Il primo momento è quello rappresentato dalle aspettative che egli inizia a formulare con rispetto ad uno specifico prodotto o servizio in un arco temporale che precede l'acquisto dello stesso. Successivamente il consumatore adotterà la decisione di acquistare e di utilizzare quel prodotto o servizio. A questo punto prenderà in considerazione le performance che il prodotto ha generato durante la fase di utilizzo e le paragonerà alle aspettative postulate ex-ante, finalizzando il tutto in una valutazione di *confirmation* qualora le performance siano state superiori alle aspettative, o viceversa di *disconfirmation*. Da questo output nel consumatore si creerà un certo livello di soddisfazione in maniera proporzionale all'effetto positivo della *confirmation* o di insoddisfazione in

maniera proporzionale all'effetto negativo della *disconfirmation*. Finalmente, i consumatori soddisfatti attueranno verosimilmente un meccanismo di *repurchase* del prodotto o servizio, mentre quelli insoddisfatti ne cesseranno il successivo utilizzo. Seguendo il processo formulato da Oliver (1993), è interessante notare come non tutte le variabili si collocano in un unico momento sull'asse temporale. Come si evince dalla figura 2.1, infatti, l'*expectation* corrisponde ad una fase antecedente rispetto a tutti gli altri costrutti (per questo è l'unico che riporta l'etichetta "T1") e cioè di pre-acquisto, dove ogni tipo di aspettativa rispetto al prodotto o servizio generata dal consumatore è frutto di opinioni terze, cioè informazioni diffuse dai mass media o dalle persone che popolano il suo intorno di riferimento. Nella fase di post-acquisto invece si collocano le performance del prodotto, effetti prodotti *ex-post* che provengono da un'esperienza di utilizzo diretta con il prodotto da parte del consumatore, che generano percezioni più realistiche e meno influenzabili da attività di marketing esterne rispetto alle aspettative pre-acquisto (Fazio e Zanna, 1981). La seconda colonna portante del modello di Oliver (1993) è rappresentata dalla *satisfaction*, considerata come la chiave per instaurare una relazione di *retention* e di *loyalty* tra il brand e il consumatore. La probabilità di riacquisto del cliente è data, quindi, dal livello di soddisfazione raggiunto durante la fase di utilizzo del prodotto o servizio (Anderson e Sullivan, 1993). Una prima definizione di soddisfazione, seppur legata alla propria attività professionale, fu presentata nel libro "*The nature and causes of job satisfaction*" (Locke, 1976), che viene descritta come "uno stato emotivo piacevole derivante dalla valutazione per cui il proprio lavoro facilita o permette di raggiungere i propri valori lavorativi" (Locke, 1976). Oliver (1993) estese questa definizione al contesto della *consumer experience*, affermando che ad un alto livello di performance e/o un basso livello di aspettative corrisponda un relativo aumento del costrutto della *confirmation*. Questo aumento si trasforma in una influenza positiva per la soddisfazione del consumatore, aumentando così le possibilità di riacquisto o di continuo utilizzo del prodotto o servizio; viceversa, in caso di un basso livello di performance e/o un alto livello di aspettative, il tutto si trasformerà in *disconfirmation*, insoddisfazione e quindi interruzione dell'utilizzo.

Il merito di Bhattacharjee (2001) consiste quindi nell'intuizione di associare la variabile dipendente della *repurchase intention* a quella della *continuance intention*, adattando il modello al contesto dell'*information system*. Per giustificare questo cambio di variabile, il ricercatore riesce a trovare molti punti in comune tra i due concetti, in quanto entrambi nascono da un momento iniziale di decisione di acquisto ed entrambi dipendono dalla *customer experience* (del prodotto o dell'*information system*) che potenzialmente può portare ad un'inversione *ex-post* della decisione iniziale di acquisto.

Figura 2.2. Modello concettuale della *continuance intention to use* di un *information system*



Fonte: Bhattacharjee, 2001

Il paper vanta il merito di essere uno dei primi a concettualizzare e a testare un modello teorico della *continuance intention to use* di un *information system*. Come è possibile notare dalla figura 2.2, Bhattacharjee (2001) presenta un modello concettuale diverso da quello della ECT di Oliver (1993). La prima differenza che emerge è che in questo nuovo modello ci si focalizza solo sulle variabili collocabili in una fase temporale di post-acquisto (tutte infatti appartengono al momento T2), questo perché gli effetti ex-ante sono già inclusi e inseriti nel costrutto della *confirmation*, spiegato poco fa. Inoltre Bhattacharjee (2001) riesce a colmare un *research gap* importante del modello ECT, il quale prendeva in considerazione solo le aspettative scaturite nella fase di pre-acquisto (*pre-consumption expectation*), senza considerare però gli effetti post-acquisto sulle aspettative iniziali (*post-consumption expectation*). Questo risulta essere un concetto chiave soprattutto quando si prendono in considerazione prodotti o servizi le cui aspettative possono variare nel corso del tempo in cui li si utilizza, come nel caso di un *information system*. Questa caratteristica di dinamicità della valutazione del consumatore sull'esperienza di acquisto si adatta perfettamente allo studio di questa ricerca, in quanto uno smart device richiede un certo lasso di tempo durante il quale si possano imparare ad usare le funzionalità che offre per usufruirne al massimo. In ultimo, una differenza sostanziale risiede nella forma in cui viene presentata la (ex post) *expectation* del modello ECT, che viene rappresentata dalla *perceived usefulness* (sempre *ex-post consumption*), in quanto quest'ultima è una percezione cognitiva derivante dall'uso di un *information system*, definita come il grado in cui una persona crede che l'uso di un particolare sistema possa migliorare le sue prestazioni lavorative (Davis, 1989).

2.2. Il ruolo della *dependency* sulla *continuance intention to use*

Quanto detto finora corrisponde alla base teorica da cui si ispira lo studio “*The role of media dependency in predicting continuance intention to use ubiquitous media systems*”(Carillo, Scornavacca e Za, 2017). Ciò che Carillo et al. (2017) vogliono realizzare con questa ricerca è cercare di capire ed analizzare il ruolo della *dependency* di un individuo nel predire l’intenzione di continuare ad usare un cosiddetto *Ubiquitous Media System*, cioè quell’aggregazione complessa di dispositivi tecnologici descritta all’inizio di questo secondo capitolo.

Ma andiamo con ordine. Viviamo in un momento storico in continua evoluzione tecnologica, nel quale la velocità di adozione di massa di questi nuovi device “onnipresenti”, cioè con la capacità di trasmettere e ricevere dati in qualsiasi luogo e in qualsiasi momento purché sotto copertura di rete, prosegue a ritmi incalzanti. Gli individui stanno gradualmente cessando di percepire i loro dispositivi (mobile o non-mobile che siano) come singole entità indipendenti, ma piuttosto iniziano a prendere in considerazione il concetto di un insieme fatto da dispositivi interconnessi che progressivamente occupano un ruolo sempre più centrale nella vita quotidiana (Scheepers e Middleton, 2013), dando così ancor più importanza al prima citato concetto di *Ubiquitous Media Systems*. Questo nuovo ecosistema digitale garantisce un fluido e costante accesso alle informazioni attraverso molteplici canali permettendo all’utente di svolgere numerose attività. Dato che le informazioni diventano accessibili in qualsiasi momento e in maniera sempre più fluida, le funzionalità sia utilitaristiche che edoniche di questi device aumentano, creando il sospetto che gli utenti stiano diventando sempre più dipendenti da questi device e quindi da questo ecosistema digitale venutosi a creare. Di conseguenza nasce l’esigenza di capire e analizzare il ruolo della dipendenza sui comportamenti degli utenti in relazione all’uso di questi dispositivi. In questo momento entra in gioco la ricerca di Carillo, Scornavacca e Za (2017), il cui obiettivo consiste nella costruzione di un modello che unisca la teoria della *Media System Dependency* con il modello concettuale di Bhattacharjee (2001) sulla *IS continuance intention to use*, il tutto contestualizzato e indirizzato a questo nuovo ecosistema digitale definito come *ubiquitous media systems*. La teoria della *Media Dependency System* fu introdotta per la prima volta negli studi “*The Origins of Individual Media-system Dependency*” e “*A dependency model of mass media effect*” (Ball-Rokeach e DeFleur, 1976; Ball-Rokeach, 1985), ma a quei tempi questa teoria veniva utilizzata come strumento per analizzare gli effetti di dipendenza scaturiti rispetto a canali di comunicazioni di massa come la televisione, i giornali e la radio. Con l’avvento del nuovo millennio invece alcuni studi hanno cominciato ad associare la teoria della *Media Dependency* all’uso di Internet; solo recentemente è stata utilizzata per studiare la dipendenza verso la *mobile technology* e gli *information systems*. Con riguardo a quest’ultimo campo di ricerca, è stata esplorata la dipendenza tecnologica scaturita dall’utilizzo di aste online (Turel, Serenko e Giles, 2011), giochi

online, social networks (Serenko e Turel, 2015) e smartphone. In questi casi però il tipo di dipendenza studiata è stata definita come una vera e propria psicopatologia che dovrebbe essere considerata come un disturbo clinico, per questo il termine utilizzato in queste ricerche per definire questo tipo di dipendenza è “*IT addiction*”, che porta con sé una naturale connotazione negativa. Nello studio di Za, Carrillo e Scornavacca invece viene presentata per la prima volta una diversa sfaccettatura della dipendenza tecnologica che gli autori definiscono come *dependency*, ben diversa da quella *addiction* studiata precedentemente in letteratura. Mentre la cosiddetta *addiction* si riferisce ad uno stato psicologico che causa comportamenti irrazionali e ossessivo-compulsivi nell’uso della tecnologia, la *dependency* viene definita come l’altra faccia della medaglia della dipendenza tecnologica e consiste in un fenomeno razionale in cui la dipendenza è orientata agli obiettivi che si intende raggiungere; per questo viene anche definita come *goal-oriented dependency*. Gli autori sottolineano il fatto che questo tipo di dipendenza corrisponda ad uno stato mentale che si costruisce e si evolve nel tempo attraverso un utilizzo prolungato della tecnologia in questione, per questo motivo lo studio si propone di sviluppare e validare un modello concettuale che riesca a mettere insieme la teoria della *Media System Dependency* con il modello di Bhattacharjee (2001) sull’intenzione di continuare ad utilizzare un particolare *information system*. Inoltre, nel proporre questo nuovo aspetto di dipendenza tecnologica denominata *dependency*, i ricercatori si avvalgono della definizione che fornisce Ball-Rokeach (1985) proprio sulla teoria della *Media System Dependency*, il quale, citando testualmente, afferma che “si definisce la *Media System Dependency* una relazione in cui la capacità degli individui di raggiungere i propri obiettivi dipende dalle risorse informative del media system. Queste risorse devono avere la capacità di: creare e raccogliere, elaborare e diffondere informazioni” (Ball-Rokeach, 1985). In altre parole le relazioni di dipendenza che si instaurano sono positivamente orientate agli obiettivi dell’individuo e la portata e l’intensità di questi obiettivi influenzano direttamente la forza delle relazioni di dipendenza tra l’utente e il media utilizzato. Dalla teoria della *Media System Dependency* deriva quella più specifica della *Individual Media Dependency*, che fornisce una visione più concreta della dipendenza di un individuo verso uno specifico media, in quanto viene affermato che il grado in cui un media è capace di soddisfare i bisogni e le aspettative di un individuo influenzerà in maniera direttamente proporzionale le relazioni di dipendenza con quel media specifico (Grant, Guthrie e Ball-Rokeach, 1991). Ciò significa che il livello di dipendenza di un individuo con uno specifico media sarà dato dalla misura in cui questo media viene percepito dall’individuo particolarmente utile per il perseguimento dei suoi obiettivi (Loges, 1994). La ricerca di Carrillo et al. si basa proprio su quest’ultima assunzione con riferimento però non più ad un canale mass media di comunicazione, bensì ad un *ubiquitous media systems*, sostenendo che la *dependency* verso questo ecosistema digitale, in linea con quanto detto per la *Individual Media Dependency*, si definisce come

la misura in cui la capacità di un individuo di raggiungere e perseguire i suoi obiettivi dipenda dall'uso di quest'ultimo (Carillo, Scornavacca e Za, 2017).

Alla luce di queste considerazioni appare chiaro come questi due aspetti della dipendenza, *dependency* e *addiction*, risultino essere concetti differenti e quindi hanno la possibilità di influenzare diversamente i comportamenti umani. La figura 3, presa dal paper “*The role of media dependency in predicting continuance intention to use ubiquitous media systems*” (Carillo, Scornavacca e Za, 2017), risulta particolarmente utile ai fini di riassumere le principali differenze in termini di definizione delle due nozioni e in termini di effetti che queste producono sugli individui.

Tabella 2.1. *Addiction vs Dependency*

Dipendenza Psicologica	Dipendenza Orientata agli Obiettivi
Definizione	Definizione
Condizione psicologica di dipendenza dovuta dal disadattamento dell'uso di una tecnologia a tale che si manifestano sintomi di dipendenza comportamentale come: (1) importanza: la tecnologia domina i pensieri e i comportamenti di un utente; (2) astinenza - le emozioni negative sorgono se una persona non può usare la tecnologia; (3) conflitto: l'uso della tecnologia è in conflitto con altri compiti, ostacolando il normale svolgimento delle attività; (4) ricaduta e reintegrazione - un utente non è in grado di ridurre volontariamente l'uso della tecnologia; (5) tolleranza - una persona deve usare la tecnologia in misura maggiore per produrre emozioni; e (6) modifica dell'umore - l'uso della tecnologia offre emozioni e sollievo provocando cambiamenti di umore.	La misura in cui la capacità di un individuo di raggiungere i propri obiettivi dipende dall'uso di determinate tecnologie
Effetti	Effetti
La dipendenza dalla tecnologia viene espressa attraverso un modello ossessivo di comportamenti di ricerca e di utilizzo dei dispositivi tecnologici, a spese di altre attività importanti. La dipendenza dalla tecnologia può compromettere la vita sociale dell'utente; interrompere il funzionamento emotivo; interferire con la scuola, la famiglia e il lavoro; e influisce negativamente sugli altri nella cerchia sociale dell'utente. La dipendenza della tecnologia possono avere implicazioni personali, sociali e sul posto di lavoro, come notevoli perdite di produttività, gravi problemi di salute e responsabilità organizzativa. Un sistema a cui una persona è dipendente è visto attraverso una lente travisatrice che aumenta la percezione degli attributi positivi del sistema (ad esempio la facilità d'uso) e le capacità attribuite al sistema per soddisfare i propri bisogni intrinseci ed estrinseci.	L'intensità delle relazioni di dipendenza con un media dipende dal grado in cui il consumatore pensa che quel media possa essergli di aiuto per raggiungere determinati obiettivi. Gli individui devono fare affidamento sulle risorse informative dei media per raggiungere i loro molteplici obiettivi. Sia l'intensità delle relazioni di dipendenza che lo scopo dell'obiettivo possono essere determinati dal modo in cui le risorse multimediali sono percepite come uniche ed esclusive per il raggiungimento di questi obiettivi

Fonte: tabella create ad hoc per riassumere le differenze tra *addiction* e *dependency*. Adattata da Carrillo et al. (2017)

Stando a quanto afferma la teoria della *Individual Media Dependency*, esistono sei tipologie di relazioni di dipendenza (intesa come *dependency*) tra un individuo ed un sistema multimediale (Ball-Rokeach, 1985). Queste tipologie (o livelli), sono frutto di tre grandi motivazioni del comportamento umano che si articolano in due diverse dimensioni: quella personale e quella sociale. Le tre motivazioni del comportamento umano sono la comprensione, il gioco (inteso come motivazione edonica) ed infine l'orientamento. Dal prodotto delle tre motivazioni con le relative dimensioni (personale e sociale), otteniamo i sei differenti livelli di *dependency* che possono essere riassunti in questo modo:

Tabella 2.2. I sei livelli di *dependency*

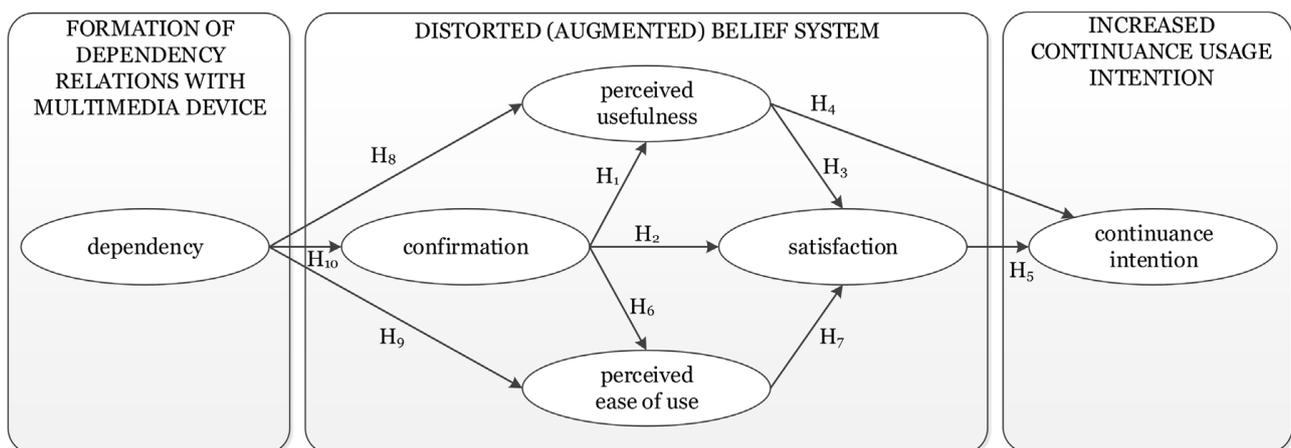
	Understanding	Orientation	Play
Personal	<i>Self-understanding:</i> Comprensione di sé stessi	<i>Interaction orientation:</i> Prendere una decisione a livello comportamentale	<i>Solitary play:</i> Per rilassarsi ed eliminare lo stress quando si è soli
Social	<i>Social understanding:</i> Comprensione dell'ambiente sociale circostante	<i>Action orientation:</i> La necessità di avere una sorta di guida per interagire correttamente con altre persone	<i>Social play:</i> Per rilassarsi ed eliminare lo stress quando si è insieme ad altre persone

Fonte: tabella creata ad hoc per riassumere i sei livelli di *dependency*. Adattata da Carillo et al. (2017)

La comprensione (*understanding*) è messa in relazione all'esigenza di un individuo di acquisire una comprensione di base di sé stesso e di comprendere il contesto sociale in cui vive. L'orientamento (*orientation*) si riferisce al bisogno personale di decidere di adottare un certo comportamento e di capire gli altri per decidere come comportarsi con loro. In ultimo, la motivazione edonica del gioco (*play*) concerne la capacità del sistema multimediale di fornire una funzionalità di intrattenimento per l'utente affinché possa rilassarsi ed eliminare lo stress sia quando il soggetto si trovi da solo o in compagnia.

Dopo aver spiegato le basi teoriche da cui nasce la ricerca di Za, Carillo e Scornavacca (2017) e chiarito nel dettaglio cosa rappresenti il costrutto della *dependency*, che serve da ponte per collegare il modello della *continuance intention to use* di Bhattacharjee e la teoria della *Media System Dependency*, il modello concettuale che viene proposto dagli autori è il seguente:

Figura 2.3. Modello Concettuale della *dependency*



Fonte: Carillo, Scornavacca e Za, 2017

Il modello in questione, come detto in precedenza, mira ad analizzare quale sia l'influenza che esercita la *dependency* sui comportamenti di utilizzo degli utenti e della loro intenzione di continuare ad utilizzare un *ubiquitous media system*. Gli autori, per quanto riguarda la raccolta dei dati empirici, hanno dovuto riflettere in maniera dettagliata riguardo quale dispositivo fosse opportuno utilizzare per testare il modello. Il device da prendere in considerazione doveva possedere tutte quelle

caratteristiche descritte nella definizione della complessa aggregazione di artefatti digitali interconnessi denominata *ubiquitous media system*. Avrebbe cioè dovuto essere un dispositivo digitale in grado di connettersi alla rete e ad altri dispositivi simili, con una moltitudine di funzionalità che permettano un accesso fluido alle informazioni attraverso una varietà di canali e consentire all'utente di svolgere una moltitudine di *task* e di interagire in maniera smart all'interno di questo ecosistema digitale. L'anno di raccolta dei dati empirici risulta essere l'ormai lontano 2012. Questo è un punto importante in quanto il device che bisognava scegliere per testare il modello concettuale doveva essere un prodotto che avesse già raggiunto un certo livello di maturità in termini di accettazione e di adozione da parte della società. Serviva, in sintesi, un prodotto che incarnasse tutte quelle caratteristiche sopracitate, ma che anche fosse un dispositivo con un'alta penetrazione dal punto di vista del mercato tecnologico. Per questo motivo si scelse di raccogliere dati empirici in relazione all'uso dello smartphone, unico dispositivo che nel 2012 poteva soddisfare tutti i requisiti necessari.

Osservando il modello concettuale presentato dagli autori, oltre al nuovo costrutto della *dependency*, troviamo un'ulteriore variabile che non figurava nel precedente modello di Bhattacharjee (2001): la *perceived ease of use*. La nozione di facilità di utilizzo è stata definita come il grado in cui un individuo crede che l'utilizzo di una particolare sistema risulti essere privo di sforzo (Davis, 1989). Secondo i ricercatori, questa variabile riesce ad incastrarsi perfettamente nel modello in quanto risulta essere già previamente testata in altri modelli che seguono la stessa corrente di ricerca, come ad esempio il famoso *Technology Acceptance Model* (Davis, 1989), in cui viene dimostrato come la facilità d'uso di uno specifico sistema influenzi positivamente l'attitudine ad usarlo e, di conseguenza, anche il comportamento dell'utente riguardo l'intenzione di usare quel sistema.

2.3. Il contributo della ricerca

Dopo aver definito dettagliatamente il *theoretical background* su cui si basa la presente ricerca, è il momento di andare ad illustrare quale sia il contributo che si intende apportare alla letteratura, cercando di colmare alcuni *research gap* individuati nella fase di ricerca preliminare allo svolgimento di questo elaborato.

Gli obiettivi di ricerca possono essere inizialmente sintetizzati in tre punti:

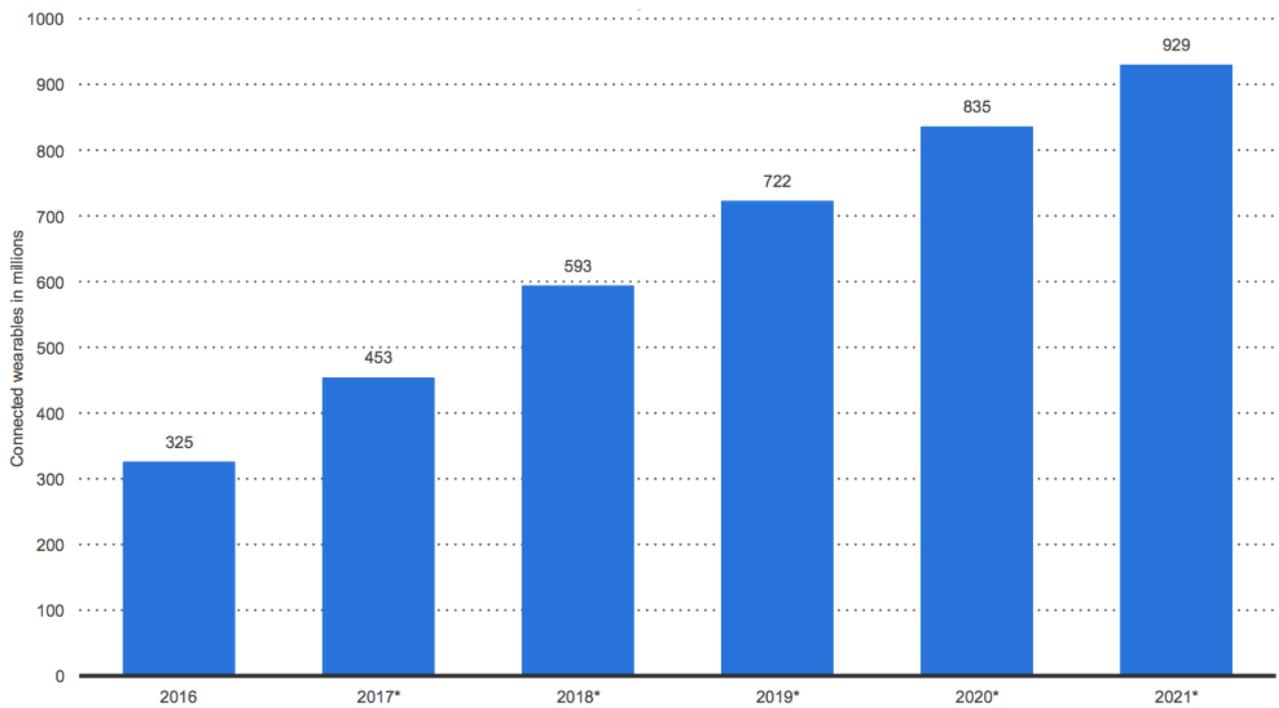
- i) Estendere lo studio di Carillo et al. (2017) ad un'ulteriore tassonomia di dispositivi smart cioè quella dei *wearable*, utilizzando lo smartwatch come device per testare il modello concettuale che si intende proporre.

- ii) Inserire nel modello concettuale originale il costrutto della *portability* per testarne l'influenza esercitata sul modello.
- iii) Aggiungere la variabile della *purchase intention*, riferita all'intenzione di acquisto di un ulteriore dispositivo smart, diverso da quello che è già in possesso dal rispondente.

2.3.1. Estendere il modello concettuale della *continuance intention to use*

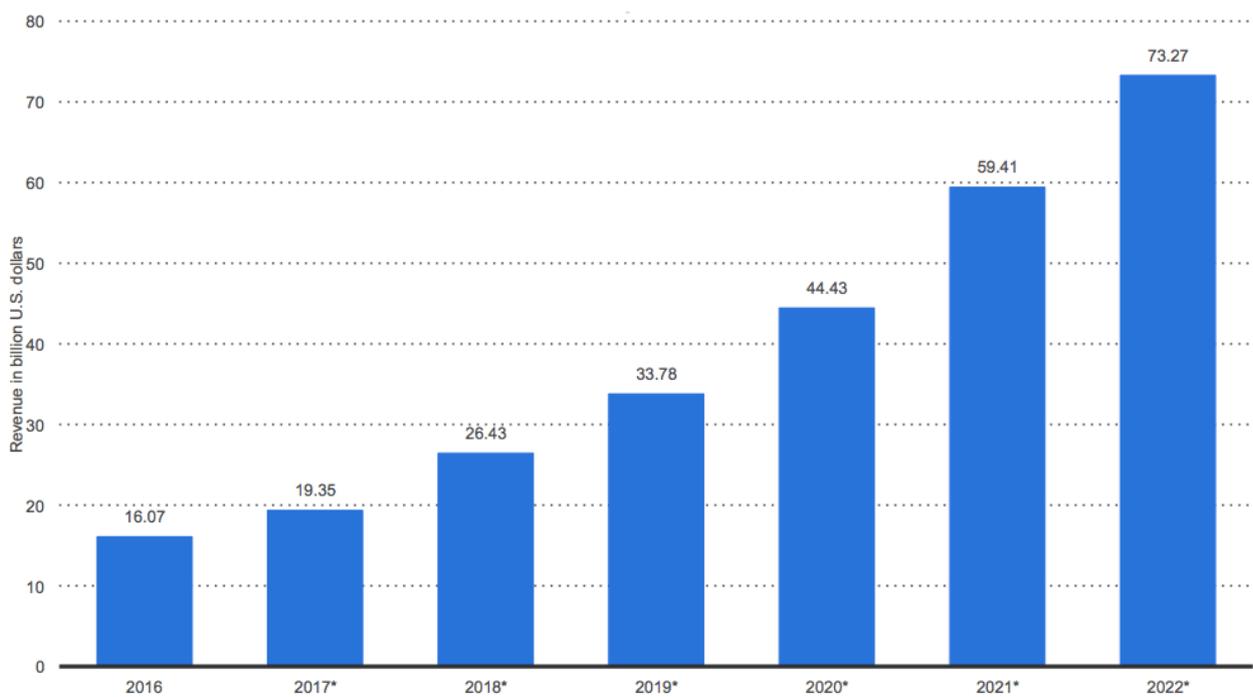
In questa ricerca si intende riproporre il modello concettuale visto nel paper di Carillo et al. (2017) con l'intenzione di estenderlo e riadattarlo ad un ulteriore contesto. Uno dei limiti presenti nello studio "*The role of media dependency in predicting continuance intention to use ubiquitous media systems*" consiste nella scarsità di dispositivi smart presi in considerazione al momento della raccolta dei dati empirici. Questi dati sono stati infatti raccolti in Italia (al bioparco di Roma per l'esattezza) e risalgono al 2012 e quindi, come sottolineato dagli autori, l'unico dispositivo smart che riuscisse a rappresentare a pieno il concetto di *ubiquitous media systems* per testare il modello proposto risultò essere lo smartphone, che disponeva, già nel 2012, di un'importante penetrazione di mercato essendo un dispositivo diffuso e adottato dalla maggior parte degli individui. Questa ricerca, invece, mira ad estendere l'esperimento ad un'ulteriore tassonomia di smart object, i cosiddetti *wearable*. I *wearable* sono, come spiegato già nel primo capitolo, dei dispositivi elettronici che possono essere indossati (solitamente sul polso) e hanno la capacità di collegarsi ad altri device (ad esempio con lo smartphone) tramite wireless o bluetooth (Wikipedia, 2016). Ad oggi, i *wearable* iniziano ad essere dispositivi presenti nella vita di tutti i giorni dei consumatori, costituendo una fetta importante di mercato sia in termini di volumi che di valore, come è possibile apprezzare rispettivamente nella figura 4 e 5. Il grafico della figura 2.4 fornisce informazioni sul numero di dispositivi indossabili connessi in tutto il mondo dal 2016 al 2021. Nel 2016, anno in cui è stata condotta l'analisi da Cisco Systems, il numero di *wearable* ammontava a 325 milioni. Nel 2021 invece, grazie a previsioni forecast stimate, il numero potrebbe arrivare a 929 milioni, quasi triplicandosi in soli cinque anni. Il grafico nella figura 2.5, fornito dall'analisi di Tractica, società di market intelligence che si concentra sull'interazione umana con la tecnologia (Tractica website), mostra i ricavi generati dagli *wearable* in tutto il mondo dal 2016 al 2022. Le entrate derivanti da questi dispositivi dovrebbero essere, secondo le stime previste, di circa 26,43 miliardi di dollari entro la fine del 2018, fino arrivare ad un massimo di 73,27 miliardi nel 2022. È evidente come questi dispositivi stiano con il tempo diventando un prodotto sempre più diffuso ed accettato dai consumatori. Il prodotto più conosciuto e rappresentativo della categoria *wearable* risulta essere, ad oggi, lo smartwatch.

Figura 2.4. Numero di *wearable* connessi dal 2016 al 2021



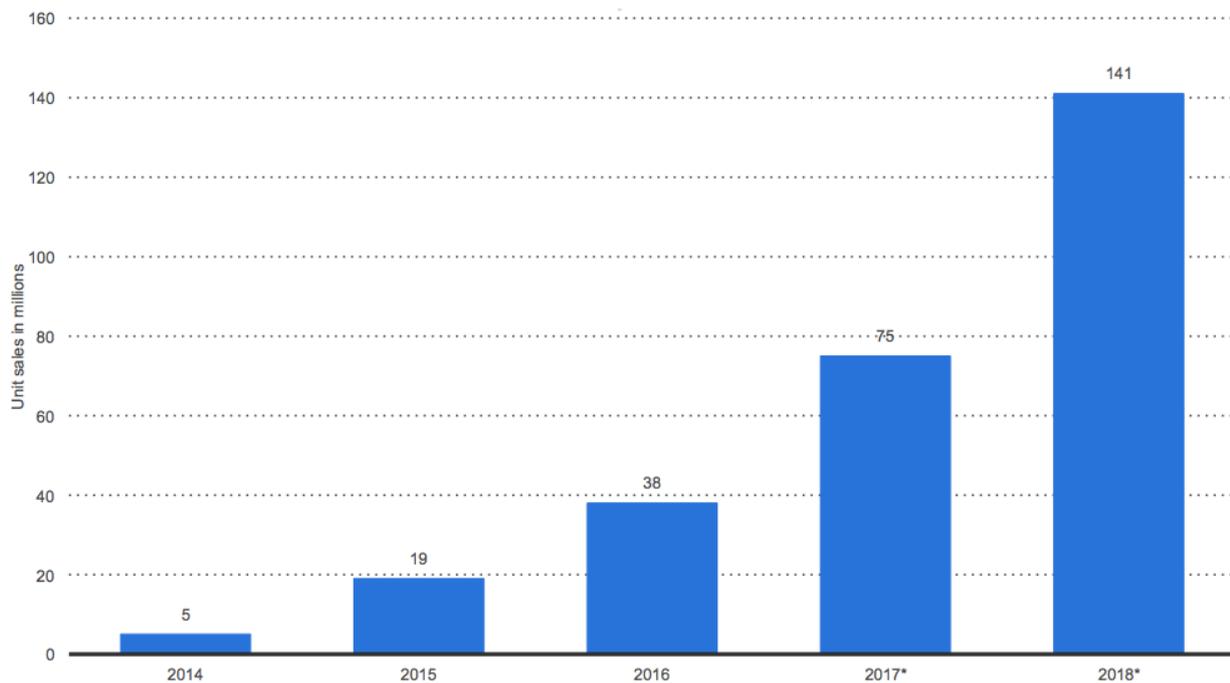
Fonte: Cisco Systems (2017). Accessibile da <https://www.statista.com/statistics/487291/global-connected-wearable-devices/>

Figura 2.5. Vendite a valore di dispositivi *wearable* dal 2016 al 2022



Fonte: Tractica (2017). Accessibile da <https://www.statista.com/statistics/610447/wearable-device-revenue-worldwide/>

Figura 2.6. Numero di smartwatch venduti dal 2014 al 2018

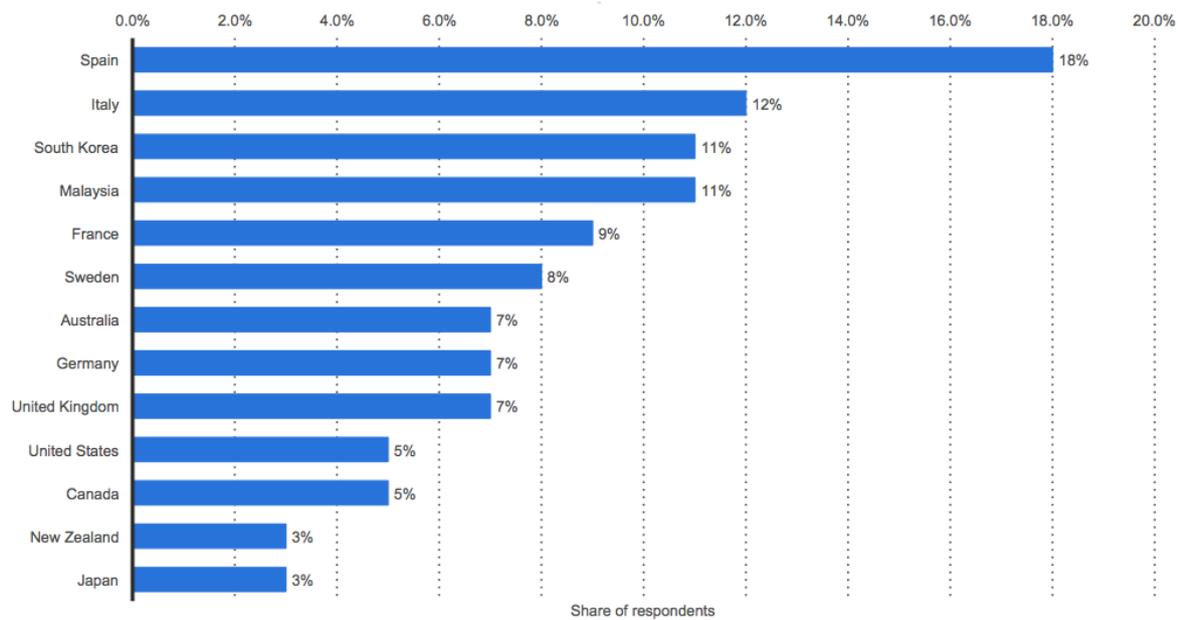


Fonte: Consumer Technology Association (2017). Accessibile da <https://www.statista.com/statistics/538237/global-smartwatch-unit-sales/>

Nella figura 2.6 invece le statistiche mostrano le vendite unitarie di smartwatch in tutto il mondo dal 2014 al 2018. Nel 2014 le unità vendute risultarono essere solo 5 milioni, ma si prevede che entro la fine del 2018 raggiungano addirittura i 141 milioni, generando un importante incremento esponenziale in soli 4 anni. Questo è uno dei principali motivi per il quale è stato scelto di utilizzare lo smartwatch come dispositivo per la raccolta dei dati empirici, in aggiunta allo smartphone. A supporto di questa scelta è possibile trovare un dato molto interessante per quanto riguarda l'Italia, luogo geografico in cui verranno raccolti i dati primari.

La figura 2.7 infatti mostra la statistica del tasso di adozione dello smartwatch in tutto il mondo nel 2016. Il sondaggio, effettuato su circa 50.000 mila rispondenti (dai 18 anni in su) in 26 differenti nazioni, mostra come il 12% degli intervistati in Italia possiede almeno uno smartwatch nel 2016. Gli italiani si collocano quindi al secondo posto in questa particolare classifica. Questo dato fornisce un'ulteriore conferma sulla ragionevolezza di raccogliere dati empirici su utenti in possesso di smartwatch, visto che l'analisi di questa ricerca sarà svolta sui consumatori italiani.

Figura 2.7. Smartwatch Adoption Rate nel 2016 per ogni nazione



Fonte: IDC (2016). Accessibile da <https://www.statista.com/statistics/651671/smartwatch-adoption-by-country/>

Concludendo, la scelta di utilizzare lo smartwatch come ulteriore dispositivo per testare il modello concettuale che si intende proporre è supportata dal fatto che anche lo smartwatch, come lo smartphone, riesce a soddisfare a pieno tutti quei requisiti che un dispositivo deve avere per essere considerato parte di quell'aggregazione di artefatti digitali definita come *ubiquitous media system*. Ha senso inoltre prendere in considerazione questo dispositivo proprio perché la teoria della *Media System Dependency*, definita precedentemente, non è applicabile a tutti gli smart object, ma solo a quelli definiti come *media system*, in grado cioè di veicolare dati e informazioni, una capacità che sia smartphone e smartwatch possiedono, al contrario di altri smart object (ad esempio una lampadina smart può essere controllata da remoto con uno smartphone ma non trasmette informazioni, ergo non può essere considerata come un *media system*, anche se rimane a tutti gli effetti uno smart object). Per riassumere il primo obiettivo che si intende raggiungere con la ricerca in questione, è utile affermare che per estendere lo studio originario di Carillo et al. (2017) verranno raccolti dati empirici anche sulle abitudini di utilizzo degli utenti in possesso di smartwatch, oltre che su quelli in possesso del già testato smartphone.

2.3.2. Inserimento del costrutto della *portability*

Dopo aver esplicitato l'intenzione di utilizzare due dispositivi *mobile* per testare il modello, ha senso introdurre il costrutto della *portability*, altamente correlato con gli obiettivi di questa ricerca. È risaputo che i comportamenti dei consumatori relativi all'adozione e all'uso di nuove tecnologie rappresentano i temi di studio più gettonati nell'ambito della ricerca sugli *information systems*.

Cercare di spiegare, quindi, il grado di accettazione dei consumatori di fronte a nuove tecnologie, utilizzando l'intenzione all'uso come una variabile dipendente, è spesso descritto come una delle aree più mature nell'ambito della ricerca dell' *information systems* (Venkatesh *et al.*, 2003). Ciò che invece ha ancora margini di ricerca sono invece i comportamenti dei consumatori nei confronti delle tecnologie *mobile*. Gran parte degli studi riguardanti la *M-Technology* sembrano fare affidamento unicamente sui modelli teorici più famosi nel campo dell'*information systems*, come ad esempio la teoria della *Diffusion of Innovations* (Rogers, 1995) e il modello della *Technology Acceptance* (Davis, 1989), i quali sembrano non includere una tra le più importanti caratteristiche della tecnologia *mobile*, la *portability* (Scornavacca e Huff, 2008). Prima di andare a definire nel dettaglio il costrutto in questione, è utile illustrare alcune informazioni teoriche relative al mondo della tecnologia *mobile*, da cui prende origine il concetto di *portability*.

Innanzitutto, è opportuno chiarire la differenza che esiste tra il termine *wireless* ed il termine *mobile*. In letteratura infatti i due termini sono spesso usati in modo del tutto intercambiabile con riferimento ad alcuni dispositivi che incorporano entrambe le tecnologie. In realtà, questi due termini presentano delle differenze concettuali ben specifiche. Con il termine *wireless*, ci si riferisce ad un qualsiasi processo di trasmissione dati che avviene mediante l'utilizzo di onde radio (Barnes, 2002). In questo modo lo scambio dei dati può avvenire da un dispositivo all'altro tramite una rete *wireless*. Il termine *mobile*, invece, implica la portabilità del dispositivo (Kakihara and Sorensen, 2002).

Figura 2.8. La *mobility* dei dispositivi tecnologici

Data Access	Wireless	Wireless-Fixed Devices <i>Desktop Computer</i> <i>(Connected to a wireless network)</i>	Wireless-Mobile Devices <i>Mobile phone, Smartphone,</i> <i>Tablets and Laptop Computers</i> <i>(Connected to a wireless network)</i>
	Wired	Wired-Fixed Devices <i>Desktop Computer</i> <i>(Connected to a wired network)</i>	Wired-Mobile Devices <i>Laptop Computer</i> <i>(Connected to a wired network)</i>
		Fixed	Mobile
Technology Portability			

Fonte: Scornavacca, 2014

La figura 2.8 illustra degli esempi di alcune applicazioni tecnologiche fisse o *mobile*, posizionando sull'asse delle ascisse il concetto di portabilità (dispositivo fisso o *mobile*) mentre su quello delle ordinate la modalità di trasmissione dei dati (connessione con o senza cavo). *Wireless* e *mobile* risultano essere due caratteristiche chiave per le funzionalità di dispositivi come smartphone e laptop computer, e, adattando la tabella a questa ricerca, si potrebbe inserire anche lo smartwatch data la sua natura "portatile". Un esempio invece di tecnologia *wireless* ma non *mobile*, potrebbe essere un computer fisso connesso ad una rete Wi-Fi. Viceversa, un laptop connesso via cavo alla rete verrebbe classificato come dispositivo *mobile* ma non *wireless* (Scornavacca, 2014).

Inoltre, in letteratura, è possibile trovare otto funzionalità che descrivono le tecnologie *mobile* e le differenziano da quelle fisse (Barnes, 2002). Tra queste, le più rilevanti per questa ricerca risultano essere la connettività, l'ubiquità e la flessibilità. La connettività si riferisce alla capacità di trasmettere e ricevere dati in maniera *wireless*. L'ubiquità invece viene definita come la capacità di trasmettere e ricevere dati in qualsiasi momento e in qualsiasi luogo, purché ci si trovi sotto copertura di rete. Questo è il concetto principale su cui si basa anche la definizione di *ubiquitous media system*, vista in precedenza. Il concetto di ubiquità viene spesso associato a quello di mobilità, tanto da poter affermare che "mentre l'ubiquità permette all'utente di muoversi all'interno dell'ambiente, la mobilità gli permette di diventare una componente attiva in un ambiente onnipresente" (Junglas e Watson, 2006, pag. 578). In ultimo, la caratteristica della flessibilità si riferisce al grado di adattabilità e portabilità della tecnologia *mobile*.

Alla luce di quanto detto fino ad ora, il costrutto della *portability* si adatta perfettamente al contesto della ricerca che si intende svolgere, data la tipologia di dispositivi su cui si vuole testare il modello. Smartphone e smartwatch, infatti, incorporano per natura il concetto di portabilità, soprattutto lo smartwatch, che per definizione appartiene alla categoria di smart object chiamata *wearable*, e cioè oggetti indossabili. Se inserita quindi come variabile indipendente nel modello, questa potrebbe aiutare a spiegare alcuni comportamenti degli utenti relativi all'utilizzo del proprio dispositivo smart.

In conclusione, il costrutto della *portability* viene definito come il grado di facilità nel trasportare un determinato *mobile information system* (Scornavacca, 2014). In questa ricerca si vuole provare a dare una risposta alla domanda di ricerca "come viene influenzato il modello della *continuance intention to use* dal costrutto della *portability* di un *mobile smart device*?".

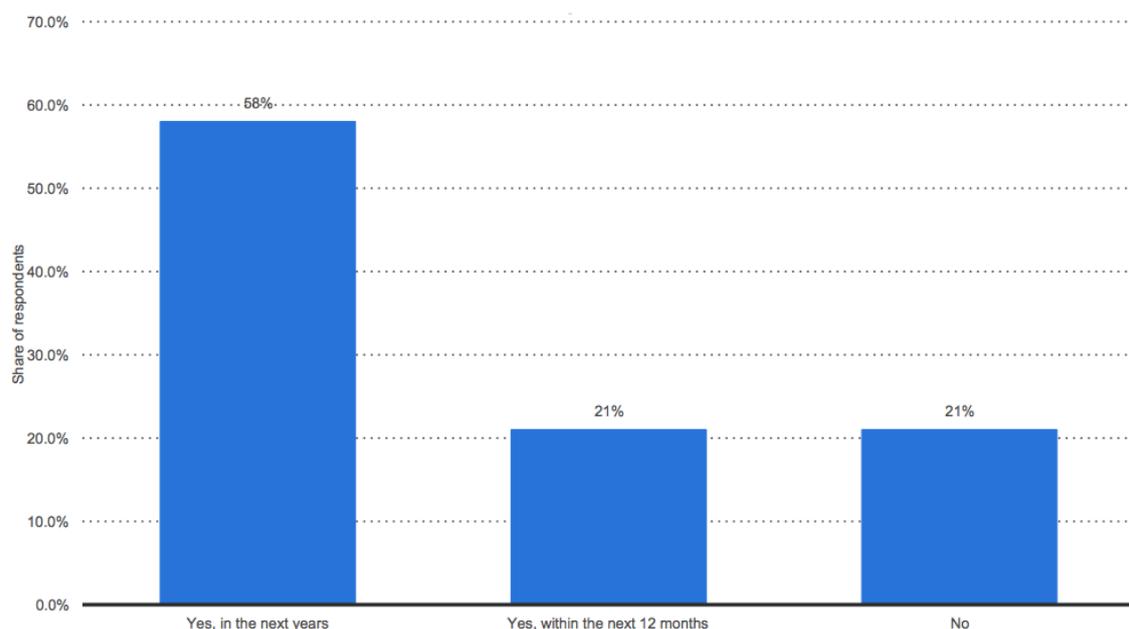
2.3.3. Aggiunta della variabile dipendente della *purchase intention*

Come terzo ed ultimo obiettivo della ricerca, si vuole analizzare quali siano gli effetti del modello della *continuance intention* generati sulla *purchase intention* dell'utente, intesa come l'intenzione di

acquisto di un ulteriore dispositivo smart diverso da quello di cui è già in possesso. Il costrutto così definito potrebbe ricordare quello della *repurchase intention*, cioè il processo di un individuo che acquista beni o servizi dalla stessa impresa, dove il riacquisto si basa principalmente su esperienze di acquisto passate (Hellier *et al.*, 2003). Ciò che si vuole quindi misurare in questo studio è una specie di *repurchase intention*, ma non dei prodotti di uno stesso brand, piuttosto di una stessa categoria di prodotti, quella degli smart object. Per questo motivo il costrutto prende la forma di *purchase intention* più che di *repurchase*. Uno dei motivi principali della scelta di considerare la *purchase intention* piuttosto che la *repurchase* nasce dalle scale utilizzate in letteratura per misurare i due costrutti. Gli items della *repurchase* infatti, appaiono non idonei a raggiungere gli obiettivi prefissati in questa ricerca. Si prendano in considerazione come esempio gli items “mi considero un fedele sostenitore di questo store online” e “considero questo store online come mia prima scelta per lo shopping online” (Tsai and Huang, 2007). Appare evidente come la scala in questione tendi a misurare un concetto di *loyalty* verso un determinato brand o store, più che l’intenzione di acquisto. Ciò che invece si cerca di studiare con l’inserimento di questo costrutto non è tanto il grado di fedeltà che l’utente sta sviluppando con questa categoria di dispositivi tecnologici, ma piuttosto la vera e propria intenzione di acquisto di un ulteriore smart device, diverso da quello di cui l’utente è già in possesso.

L’esigenza di studiare l’intenzione dei consumatori a comprare ulteriori smart device, nasce, in primis, da alcune ricerche di mercato che mostrano una forte predisposizione da parte dei consumatori italiani a comprare in futuro un dispositivo smart.

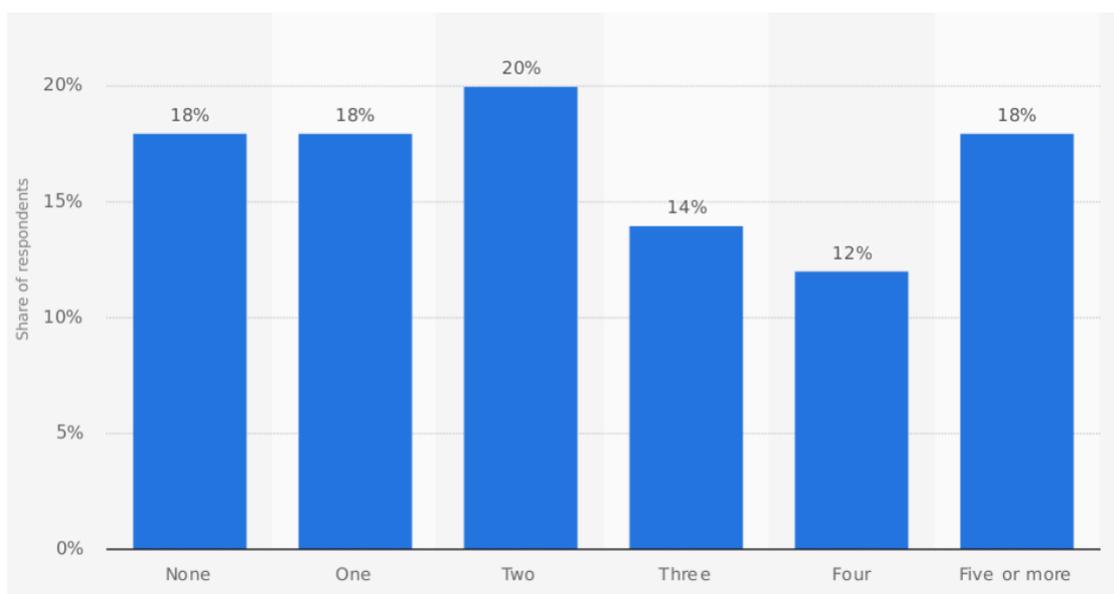
Figura 2.9. Intenzione di acquisto di smart device in Italia nel 2016



Fonte: Doxa (2017). Accessibile da <https://www.statista.com/statistics/681951/willingness-to-purchase-smart-devices-in-italy/>

La figura 2.9 mostra i risultati di un sondaggio condotto da Doxa in Italia a cui hanno partecipato più di mille persone tra i 25 e i 70 anni nel febbraio del 2017. I dati mostrano come solo il 21% dei rispondenti ha affermato di non essere propenso ad acquistare un dispositivo smart, mentre il restante 79% intende farlo, suddividendosi in un 21% nell'immediato futuro (entro un anno) e il restante 58% nei prossimi anni. Un risultato abbastanza netto, che evidenzia una volontà di base da parte dei consumatori italiani ben definita. Ciò che invece non è ancora stato studiato e merita una particolare attenzione è capire se l'intenzione di continuare ad utilizzare il proprio dispositivo smart (ad esempio il proprio smartphone) porti ad aumentare l'intenzione di acquisto di un ulteriore prodotto smart (ad esempio uno smartwatch o una smart TV). Si vuole quindi proporre una risposta alla domanda di ricerca: "l'intenzione di continuare ad utilizzare un determinato dispositivo smart, potrebbe portare ad aumentare l'intenzione di acquistarne altri?". Per giustificare la necessità di rispondere a questa domanda di ricerca, la figura 2.10 illustra un dato di cruciale importanza.

Figura 2.10. Numero di device connessi per persona in Italia



Fonte: Google (2018). Accessibile da <https://www.statista.com/statistics/364996/number-connected-devices-per-person-italy/>

Questo grafico mostra il numero di dispositivi connessi per utente in Italia nel 2017. Il dato più interessante consiste nella percentuale di rispondenti che hanno 5 o più device (18%), la quale corrisponde alla stessa di chi ne ha 0 o solamente uno e soprattutto risulta essere superiore alla percentuale di utenti con tre o quattro dispositivi. Sembra che, una volta acquistati questi smart device, diventi concreta la possibilità di comprarne degli altri per sfruttare proprio quelle sinergie che vengono generate dalla loro interazione reciproca. Una possibile spiegazione del fenomeno potrebbe risiedere nella cosiddetta "teoria dell'assemblaggio", definita come "una teoria globale che spiega il processo attraverso il quale l'identità di un intero, dove l'intero è più della somma delle sue parti,

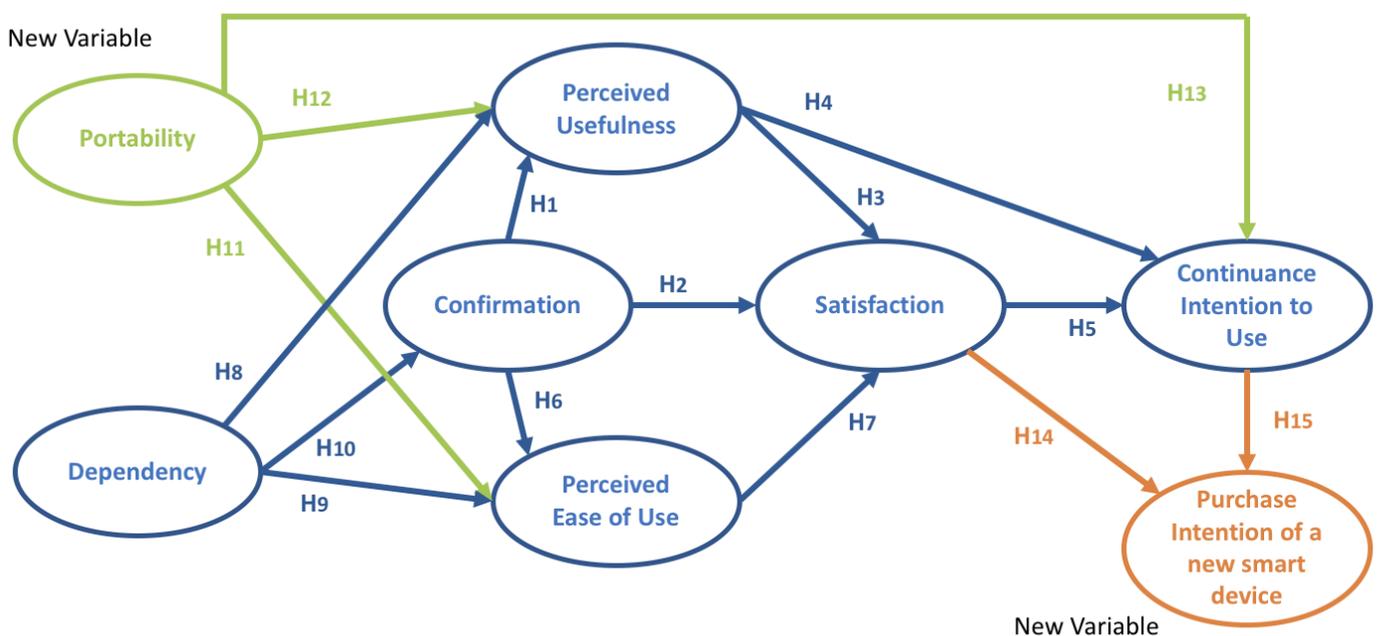
emerge dalle interazioni tra le sue parti eterogenee” (De Landa, 2011). Dunque, un assemblaggio è un’entità emergente con nuove capacità che derivano dalle continue interazioni delle sue componenti individuali, esse che siano essere umani, esse che siano dispositivi. Questa corrente di pensiero fu adattata al contesto dell’Internet of Things nello studio “*Emergent Experience and the Connected Consumer in the Smart Home Assemblage and the Internet of Things*” (Hoffman e Novak, 2015), con particolare riferimento alla smart home. Qui gli autori introducono il concetto dell’*assemblage thinking*, definito come la capacità di vedere le interazioni in termini di un insieme che ha più valore delle singole parti. I consumatori che riescono a adottare questo tipo di pensiero si concentrano sulle interazioni che nascono tra le componenti e ciò che potrebbe emergere da queste interazioni. Viene quindi adottato questo pensiero dell’*assemblage thinking* con riferimento alle componenti di una smart home, dove il consumatore “moderno” si concentra sul fatto che oggetti come serrature, illuminazione e videocamere possano interagire tra loro, mettendo questo pensiero a contrasto con quello del consumatore di una casa tradizionale, che difficilmente riuscirebbe a pensare una possibile interazione tra questi prodotti così diversi. Il processo di adozione di una casa intelligente si può esprimere come un processo in cui un consumatore inizialmente non acquista una serie di dispositivi, ma piuttosto identifica un singolo prodotto smart che percepisce come idoneo nel soddisfare determinate esigenze. Dopodiché lo stesso consumatore potrebbe acquistare un secondo prodotto smart, ma è solo quando ne avrà acquistati cinque o sei che inizierà a percepire il valore che può nascere dall’interazione di questi prodotti (Hoffman e Novak, 2015). Per generare quindi un valore aggiunto, il numero di componenti coinvolti nell’assemblaggio costituisce un requisito importante. Sempre nell’ambito di una casa intelligente è stato infatti notato che mentre molti consumatori iniziano acquistando un singolo dispositivo smart come un interruttore della luce o un termostato, finiscono accorgendosi che il valore dell’interazione tra i dispositivi aumenta con l’aumentare del numero di dispositivi aggiunti nel tempo (Hoffman and Novak, 2015). Queste osservazioni suggeriscono che il valore del network di una smart home, inteso come un insieme di componenti, aumenti con l’aumentare dei dispositivi che interagiscono tra loro all’interno della casa, ma anche che questo valore aggiunto venga realmente percepito solo dopo un certo numero (da 3 a 5) di dispositivi connessi alla casa. Potrebbe quindi esistere una sorta di soglia che deve essere superata prima che l’*assemblage thinking* “entri in azione” (Hoffman and Novak, 2015). Quanto detto fino ad ora, può essere facilmente riportato al contesto di questa ricerca e cioè a dispositivi come smartphone o smartwatch. Se prendessimo come esempio uno smartwatch e lo considerassimo come oggetto a sé stante (*stand alone*), avremmo un dispositivo dalle funzionalità limitate. È proprio la natura *smart* del dispositivo che, permettendo il collegamento ad uno smartphone, aumenterà le capacità e le funzionalità del device stesso. È per questo motivo che può avere senso chiedersi se l’utilizzo

prolungato dello smartphone da parte di un consumatore, ad esempio, possa portare ad un aumento del valore percepito dello smartwatch e di una sua conseguente intenzione di acquisto, considerando questi due dispositivi come un insieme, che, in linea con la teoria dell'assemblaggio, ha più valore delle singole componenti che lo costituiscono.

2.4. Il modello concettuale e le ipotesi di ricerca

Alla luce di quanto detto fino ad ora, il modello concettuale che si intende proporre viene presentato nella figura 2.11.

Figura 2.11. Il Modello di Ricerca



Fonte: creazione ad hoc

L'obiettivo, in sostanza, consiste nel riproporre il modello concettuale dell'articolo di Carillo et al. (2017) aggiungendo le due variabili della *portability* e della *purchase intention*. Si vuole replicare l'esperimento in tempi più moderni estendendolo anche alla nuova tassonomia di dispositivi smart, i *wearable*, selezionando quindi lo smartwatch e lo smartphone per la raccolta dei dati empirici. Riassumendo, si vuole andare ad analizzare come la dipendenza tecnologica, intesa come *dependency*, e il concetto di *portability* influenzino l'intenzione dei consumatori di continuare ad utilizzare il proprio smartphone e/o smartwatch, per poi studiare se questa *continuance intention* possa in qualche modo influenzare a sua volta l'intenzione di acquisto di un nuovo dispositivo smart,

diverso da quello già in possesso dal consumatore. Di seguito sono presentate le 15 ipotesi di ricerca che si vogliono studiare, ciascuna di esse con uno specifico focus per i due smart device utilizzati.

Le fondamenta teoriche del modello concettuale si basano sul modello della *information system continuance intention* (Bhattacharjee, 2001). In linea con quanto affermato dall'autore la variabile della *confirmation* incorpora già al suo interno i costrutti delle aspettative del consumatore e delle performance del prodotto. In aggiunta, questa variabile è in grado di influenzare l'utilità percepita e la soddisfazione del consumatore, la quale rappresenta l'unico costrutto in grado di influenzare direttamente l'intenzione dell'utente di continuare ad usare un *information system*. Di conseguenza, i costrutti e le ipotesi associate ad essi vengono preservati dal modello originale (H1, H2, H3, H4 e H5), e adattati al contesto di questa ricerca:

H1a: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone ha un effetto positivo sul grado di *utilità percepita*.

H1b: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch ha un effetto positivo sul grado di *utilità percepita*.

H2a: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone ha un effetto positivo sul grado di *soddisfazione*.

H2b: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch ha un effetto positivo sul grado di *soddisfazione*.

H3a: il livello di *utilità percepita* in termini di utilizzo di uno smartphone ha un effetto positivo sul grado di *soddisfazione*.

H3b: il livello di *utilità percepita* in termini di utilizzo di uno smartwatch ha un effetto positivo sul grado di *soddisfazione*.

H4a: il livello di *utilità percepita* in termini di utilizzo di uno smartphone ha un effetto positivo sulla *continuance intention to use*.

H4b: il livello di *utilità percepita* in termini di utilizzo di uno smartwatch ha un effetto positivo sulla *continuance intention to use*.

H5a: il grado di *soddisfazione* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone ha un effetto positivo sulla *continuance intention to use*.

H5b: il grado di *soddisfazione* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch ha un effetto positivo sulla *continuance intention to use*.

L'integrazione della variabile della *perceived ease of use* nel modello deriva da alcune interessanti scoperte presenti in letteratura, dalle quali sono emerse prove empiriche dell'effetto positivo che genera il grado di *confirmation* sulla *facilità d'uso percepita* di un determinato dispositivo (Liao, Chen and Yen, 2007). Di conseguenza, l'ipotesi derivata è la seguente:

H6a: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone ha un effetto positivo sul grado di *facilità d'uso percepito*.

H6b: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch ha un effetto positivo sul grado di *facilità d'uso percepito*.

Allo stesso modo, la letteratura ha fornito ulteriori indicazioni sull'esistenza di un legame tra la *facilità d'uso percepita* e la *soddisfazione* di un consumatore (Liao, Chen e Yen, 2007), quindi:

H7a: il livello di *facilità d'uso percepito* di uno smartphone ha un effetto positivo sul grado di *soddisfazione*.

H7b: il livello di *facilità d'uso percepito* di uno smartwatch ha un effetto positivo sul grado di *soddisfazione*.

Lo studio “*The role of media dependency in predicting continuance intention to use ubiquitous media systems*” (Carillo, Scornavacca e Za, 2017), è riuscito a proporre in maniera audace ed innovativa il concetto di *dependency*, che costituisce uno degli aspetti fondamentali di quell'elaborato. Oltre ad avere definito concettualmente il costrutto, gli autori hanno dimostrato come la *dependency* di un consumatore verso un *ubiquitous media system* riesca ad alterare il suo comportamento, aumentando le percezioni di *utilità* e *facilità di utilizzo* del media in questione (Carillo, Scornavacca e Za, 2017). Allo stesso modo il costrutto della *dependency* è in grado di distorcere anche il livello di *confirmation* che viene generato dopo l'utilizzo di un prodotto. Per questo motivo le seguenti ipotesi sono state derivate dal modello originale e adattate al contesto specifico di questa ricerca:

H8a: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone ha un effetto diretto e positivo sull'*utilità percepita*.

H8b: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch ha un effetto diretto e positivo sull'*utilità percepita*.

H9a: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone ha un effetto diretto e positivo sulla *facilità d'uso percepita*.

H9b: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch ha un effetto diretto e positivo sulla *facilità d'uso percepita*.

H10a: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone ha un effetto diretto e positivo sul livello di *confirmation*.

H10b: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch ha un effetto diretto e positivo sul livello di *confirmation*.

Il costrutto della *portability* viene definito come il grado di facilità nel trasportare un determinato *mobile information system* (Scornavacca, 2014). In letteratura è stato dimostrato empiricamente come questo costrutto, utilizzato come una variabile indipendente, possa essere integrato nelle teorie che spiegano l'accettazione dei consumatori a nuove tecnologie (Scornavacca, 2014). In particolare la *portability* è stata inserita nella *Unified Theory of Acceptance and Use of Technology*, in quanto il modello UTAUT sintetizza perfettamente la letteratura che riguarda l'accettazione dell'utente di un *information system* (Venkatesh *et al.*, 2003). Le variabili principali che spiegano l'*intention to use* in questo studio sono la *performance expectancy* e la *effort expectancy*. La prima, viene definita come il grado in cui un individuo crede che l'utilizzo di un *information system* lo possa aiutare ad ottenere performance positive in termini di rendimento lavorativo (Venkatesh *et al.*, 2003). La variabile così definita, incorpora al suo interno costrutti più famosi come la *perceived usefulness*, il *relative advantage* e l'*outcome expectations*. La *effort expectancy*, viene invece definita come il grado di facilità associato all'uso dell'*information system* (Venkatesh *et al.*, 2003). Questa variabile è il risultato di una fusione dei costrutti *perceived ease of use* e la *ease of use*. È importante evidenziare come le scale che misurano questi costrutti, siano applicabili a *information system* sia "fissi" che *mobile*. In letteratura è possibile trovare un forte legame tra questi costrutti e il concetto di portabilità di tecnologie *mobile*. È stato infatti dimostrato come la *portability* di un device influenzi le percezioni dell'utente riguardo l'utilità e la facilità d'uso di un determinato dispositivo (Scornavacca e Huff, 2008). Per questo motivo le seguenti ipotesi vengono così formulate:

H11a: il grado di *portability* di uno smartphone influenza positivamente la sua *facilità d'uso percepita*.

H11a: il grado di *portability* di uno smartwatch influenza positivamente la sua *facilità d'uso percepita*.

H12a: il grado di *portability* di uno smartphone influenza positivamente la sua *utilità percepita*.

H12b: il grado di *portability* di uno smartwatch influenza positivamente la sua *utilità percepita*.

Allo stesso modo, è possibile trovare in letteratura la convinzione che se un device è facile da trasportare, è più probabile che gli utenti lo usino (Chatterjee *et al.*, 2009). Di conseguenza, viene elaborata la seguente ipotesi:

H13a: il grado di *portability* di uno smartphone influenza positivamente la *continuance intention to use* dello stesso.

H13b: il grado di *portability* di uno smartwatch influenza positivamente la *continuance intention to use* dello stesso.

Per quanto riguarda il costrutto della *purchase intention*, è stato precedentemente spiegato come si intende presentare il concetto associandolo a quello della *repurchase intention*. La differenza sostanziale consiste nel fatto che invece del riacquisto di prodotti o servizi dello stesso brand, in questa ricerca si vuole misurare l'intenzione di acquisto di un utente nel comprare dispositivi appartenenti alla stessa categoria di prodotto, quella degli smart object. Se concettualmente associamo il costrutto presentato a quello della *repurchase intention*, risulta facile trovare in letteratura una connessione che legghi il costrutto della soddisfazione a quello della *purchase intention*. È stato infatti dimostrato in letteratura come il livello di *satisfaction* di un consumatore relativa all'esperienza di acquisto di un determinato prodotto, influisca sui suoi comportamenti post-acquisto, come ad esempio la *repurchase intention* (Kuo *et al.* 2009). Per questo motivo la seguente ipotesi viene così definita:

H14a: il grado di *soddisfazione* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone ha un effetto positivo sulla *purchase intention* di un ulteriore smart device.

H14b: il grado di *soddisfazione* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartwatch ha un effetto positivo sulla *purchase intention* di un ulteriore smart device.

Sulla base dei dati secondari raccolti in merito alla propensione all'acquisto di nuovi dispositivi smart da parte dei consumatori italiani, prende origine l'ultima delle ipotesi proposte. Dalle statistiche fornite in precedenza, è evidente l'esistenza di una volontà di base da parte dei consumatori di comprare un dispositivo smart in futuro. Ciò che ancora non è stato dimostrato è se l'intenzione di continuare a utilizzare il proprio dispositivo smart porti ad aumentare l'intenzione di acquisto di un ulteriore smart device. In letteratura, è possibile trovare un legame tra il costrutto della *continuance intention to use* e quello della *repurchase intention*. In linea con le affermazioni formulate nella teoria della Expectation-Confirmation (Oliver, 1980), presentata all'inizio del secondo capitolo, la fase di *repurchase* di un consumatore avviene solo in un processo di cinque step. Primo, il consumatore inizia a formulare delle aspettative riguardo ad un determinato prodotto o servizio. Secondo, decide di acquistare il prodotto. Terzo, valuta le performance che il prodotto ha generato durante tutto il periodo di utilizzo, comparandole alle aspettative iniziali. Quarto, il consumatore, al netto delle sue valutazioni, genera un certo livello di soddisfazione (o insoddisfazione), in maniera proporzionale al livello di *confirmation* (o *disconfirmation*). Quinto e ultimo step, l'output generato da tutto questo processo porterà ad una intenzione di riacquistare il prodotto, se l'utilizzo dello stesso è stato soddisfacente, o nel caso contrario un non riacquisto. Appare evidente che il comportamento di riacquisto dipenda fortemente da questo processo che viene generato solo grazie al prolungato uso di un prodotto. Il continuo utilizzo è per questo collegato all'intenzione di riacquistare il prodotto. Per questo motivo, l'ultima ipotesi proposta viene così definita:

H15a: la *continuance intention to use* di uno smartphone ha un effetto positivo sulla *purchase intention* di un ulteriore smart device.

H15b: la *continuance intention to use* di uno smartwatch ha un effetto positivo sulla *purchase intention* di un ulteriore smart device.

CAPITOLO 3 – I risultati di un’analisi empirica

Dopo aver sviluppato il modello concettuale e presentato le ipotesi di ricerca che si intendono verificare, in questo capitolo verranno discusse le considerazioni metodologiche che sono state ritenute più idonee per condurre questo studio per poi presentarne i relativi risultati ottenuti. Inizialmente si definirà il tipo di ricerca che si intende adottare, le modalità scelte per la *data collection* e in che modo si vorrà misurare i vari costrutti teorici definiti nel capitolo precedente. Infine verranno discusse tutte le ipotesi di ricerca e, a fronte dei risultati ottenuti, saranno considerate delle possibili implicazioni manageriali come conclusione di questa ricerca.

3.1. Metodologia

Nel senso più ampio del termine, con ricerca si definisce una specifica attività volta a contribuire alla comprensione di un fenomeno (Lakatos, 1978). Generalmente, la ricerca sociale ha come scopo quello di esplorare, descrivere e/o spiegare un determinato fenomeno (Babbie, 1990). Per scendere ancor di più nel dettaglio, con ricerca *positivista* si intende “tutti quegli studi che si fondano sull’esistenza di relazioni fissate a priori all’interno di fenomeni che sono tipicamente studiati in maniera strutturata. Questi studi servono principalmente a testare la teoria, in un tentativo di aumentare la comprensione di certi fenomeni” (Orlikowski e Baroudi, 1991, pag. 5). Partendo da questi concetti teorici, è possibile affermare che questo studio rappresenti una ricerca sociale che adotta un’epistemologia positivista in quanto, oltre a cercare di spiegare un fenomeno attraverso il modello concettuale presentato nel secondo capitolo, (1) presuppone che esista una realtà sociale oggettiva esterna al ricercatore e quindi conoscibile e misurabile; (2) analizza le relazioni di causa-effetto (caratteristica fondamentale associata alla natura della ricerca denominata come sociale); (3) tenta di testare la teoria per cercare di aumentare la comprensione dei fenomeni presi in considerazione (Orlikowski e Baroudi, 1991). In aggiunta, a causa della natura esplicativa di questo elaborato e dell’epistemologia positivista adottata, è stata scelta una metodologia quantitativa per raggiungere gli obiettivi di ricerca formulati. Un approccio quantitativo appare di grande affidabilità, in quanto può fornire prove statistiche importanti a supporto della ricerca, traendo i dati e le informazioni da un ampio campione di riferimento. Inoltre, l’interpretazione dei numeri è vista come una forte prova scientifica per spiegare un determinato fenomeno. Se messa a confronto con la maggior parte delle tecniche qualitative, la ricerca quantitativa risulta essere meno “costosa” in termine di risorse da spendere per singolo rispondente e riesce ad apportare una comprensione predittiva di un fenomeno in maniera oggettiva e con un maggiore grado di affidabilità (Babbie,

1990). Tra tutte le possibili opzioni quantitative, è stato scelto di utilizzare il questionario per raccogliere i dati empirici necessari alle analisi che si intendono effettuare nel corso di questo capitolo. Il questionario (o sondaggio), fornisce un metodo per sistematizzare la raccolta di informazioni su caratteristiche, azioni o opinioni di un grande gruppo di persone (Pinsonneault e Kraemer, 1993). L'uso del questionario in questa ricerca è fondamentale perché consente di esaminare le possibili relazioni causali che intercorrono tra le variabili studiate attraverso una notevole quantità di dati per testare il modello teorico (Babbie, 1990). Nello specifico, il processo di raccolta dei dati è stato condotto principalmente utilizzando un sondaggio web (*e-survey*). Il questionario on-line è risultato essere la maniera più facile per raccogliere i dati in quanto consente di raggiungere un numero più elevato di potenziali rispondenti rispetto al sondaggio cartaceo, che è stato utilizzato solo in maniera residuale per individuare dei profili specifici. Principalmente è stato però scelto il sondaggio web per cercare di ridurre tutti quei costi associati a carta, stampa e relative attività come ad esempio l'inserimento manuale dei dati su un database elettronico (eliminando così anche possibili errori di battitura al momento della trascrizione).

3.2. Item Scale

All'interno del sondaggio, sono state usate delle scale specifiche per misurare ogni singolo costrutto presentato nel modello concettuale. È importante ricordare che al fine di cercare di minimizzare gli errori di misurazione, è necessario sviluppare un rigoroso strumento di ricerca affidabile e valido (Churchill 1979). Per questo, tutti gli item utilizzati appartengono a scale già validate empiricamente e presenti in letteratura. È risaputo che non esiste una regola prefissata che stabilisce il numero di item necessari a misurare un determinato costrutto (Hinkin 1998), per questo le scale all'interno del questionario hanno un numero variabile di domande, tradotte e adattate da quelle originali. Ogni *statement* non è stato tradotto in maniera letterale, piuttosto la traduzione è stata orientata all'obiettivo di trasmettere lo stesso concetto, mantenendo lo stesso livello di semplicità e di adeguatezza di linguaggio, cioè chiaro e familiare al target dei rispondenti. Quasi tutti gli item consistono in semplici affermazioni in base alle quali è stato chiesto al rispondente di indicare il grado di accordo (o disaccordo) utilizzando una scala Likert da 5 punti, dove 1 rappresenta "completamente in disaccordo" e 5 "completamente d'accordo". Alcune delle scale presenti nel questionario sono state invece formulate sempre con una Likert scale da 5 punti, ma con una struttura bipolare, caratterizzata dalla presenza di due poli di significato opposto, alla quale il rispondente dovrà rispondere indicando la sua personale posizione tra i due estremi, quella cioè più conforme alla sua opinione. Per quanto riguarda la struttura del questionario invece, è stata creata una prima sezione introduttiva nella quale viene chiesto di fornire una serie di dati descrittivi utili per identificare un profilo del rispondente

come per esempio l'età, l'occupazione, il numero di dispositivi smart di cui è in possesso e altro ancora. Le ultime due domande di questo blocco sono la vera chiave di volta dell'intero questionario, in quanto viene richiesto all'utente se è in possesso di uno smartphone o di uno smartwatch; a seconda della sua risposta (di tipo binomiale si/no), verrà automaticamente somministrato uno dei due blocchi di domande, identici nella forma, ma differenti tra loro per l'oggetto delle affermazioni: smartphone o smartwatch. Questi due blocchi rappresentano il cuore della ricerca, in quanto contengono gli item che misurano le variabili prese in considerazione nel modello teorico. Se il rispondente avesse dovuto indicare di non possedere nessuno dei due dispositivi, il questionario sarebbe terminato immediatamente, registrando solo i dati inerenti al primo blocco descrittivo. A seguire, verranno illustrate tutte le scale utilizzate per la misurazione dei vari costrutti proposti.

3.2.1. Dependency

Il primo dei costrutti misurati, seguendo il flusso del questionario, è quello della *dependency*, definito come il grado in cui la capacità di un individuo di raggiungere i suoi obiettivi dipenda dall'uso del suo multimedia device (Ball-Rokeach e DeFleur, 1976; Grant, Guthrie e Ball-Rokeach, 1991). La scala utilizzata è stata presa dal paper originale (Carillo, Scornavacca e Za, 2017), traducendo gli item e adattandoli al contesto di riferimento. Tra tutti questo è il costrutto che contiene il maggior numero di item, 18 per l'esattezza, 3 per ogni dimensione di *dependency*, presentate nella tabella 2.2 nel secondo capitolo (*Self-understanding, Social understanding, Interaction orientation, Action orientation, Solitary play, Social play*). Nel sondaggio viene chiesto di indicare in che misura si è 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". Nella seguente tabella vengono riportati gli item utilizzati nel questionario, la versione in lingua originale e la loro fonte.

Tabella 3.1. Dependency Scale Items

<i>Nella tua quotidianità, quanto pensi sia utile/di aiuto il tuo smartphone/smartwatch per:</i>	<i>In your daily life, how useful/helpful is your smartphone to:</i>
<p>Social-understanding</p> <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 	<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
<p>Action orientation</p> <ul style="list-style-type: none"> • Decidere a chi rivolgerti per la fruizione di servizi sanitari, finanziari o relativi all'ambiente domestico 	<ul style="list-style-type: none"> • Decide where to go for services such as health, financial, or household

<ul style="list-style-type: none"> • Capire cosa comprare • Pianificare dove andare per passare la serata o il weekend 	<ul style="list-style-type: none"> • Figure out what to buy • Plan where to go for evening and weekend activities
<p>Interaction orientation</p> <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 • Cercare informazioni su come rivolgersi agli altri in situazioni importanti o difficili 	<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
<p>Solitary play</p> <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 	<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
<p>Social play</p> <ul style="list-style-type: none"> • Avere qualcosa da fare insieme ai tuoi amici • Divertirsi con familiari e/o amici • Partecipare ad eventi che ti interessano senza essere fisicamente presenti 	<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
<p>Self-understanding</p> <ul style="list-style-type: none"> • Comprendere meglio il motivo che ti spinge a fare alcune delle cose che fa • Pensare a come diventerai con il passare degli anni • Vedere come gli altri affrontano problemi o situazioni simili a quelle che stai affrontando 	<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
<p>Fonte: (Ball-Rokeach, 1985; Grant, Guthrie e Ball-Rokeach, 1991; Carillo, Scornavacca e Za, 2017)</p>	

3.2.2. Portability

Il secondo costrutto misurato, inserito come variabile indipendente, è quello della *portability*. È stato definito il concetto di portabilità come il grado di facilità nel trasportare un determinato *mobile information system* (Scornavacca, 2014). Nello studio originale da dove sono stati presi gli item di misurazione, erano stati individuati inizialmente ben 9 item per misurare il costrutto, 3 per ogni aspetto della *portability* trovato in letteratura. Il primo dei tre possibili aspetti tenuti in considerazione era quello inerente alle proprietà fisiche del dispositivo come il peso, le dimensioni e la robustezza, seguito dall'aspetto dell'*easy to carry*, che si riferisce alle percezioni dello sforzo associato nel

portare il dispositivo con sé, e per ultimo l'aspetto della *software adaptation*, che riguarda la qualità in cui le applicazioni sono state adattate per l'utilizzo su dispositivi mobile (Scornavacca, 2014). L'autore però, dopo aver effettuato scrupolose analisi preliminari riguardo l'affidabilità dei vari item, ha evidenziato come i due aspetti della *software adaptation* e delle proprietà fisiche del dispositivo non soddisfacessero i requisiti minimi per misurare il costrutto della *portability*, per questo i relativi 6 item sono stati abbandonati, mantenendo unicamente i 3 inerenti al concetto dell'*easy to carry* del dispositivo. Questi 3 item sono stati conservati quindi dallo studio originale, dopo essere stati tradotti e adattati al contesto di questa ricerca.

Tabella 3.2. Portability Scale Items

<i>Trovo che il mio smartphone/smartwatch sia..</i>	
Semplice da trasportare	I find the Mobile Information System device easy to carry
Facile da tenere con me quando vado in giro	I find the Mobile Information System device easy to take with me while 'on the go'
Molto portabile	The Mobile Information System is very portable
<i>Fonte: (Chatterjee et al., 2009; Scornavacca, 2014)</i>	

3.2.3. Confirmation

È stato definito il costrutto della *confirmation* (o *disconfirmation*) come il risultato delle aspettative del consumatore riguardo un determinato bene o servizio prima dell'acquisto, confrontate con le performance dello stesso una volta acquistato. Se la percezione delle performance del prodotto sarà maggiore in termini positivi rispetto alle aspettative generate in precedenza, nel consumatore si avrà un effetto di *confirmation*, viceversa di *disconfirmation* (Bhattacharjee, 2001). Gli item per misurare il costrutto sono stati adattati dallo studio di Carrillo et al. (2017), che a sua volta trovano origine dall'articolo originale della *continuance intention to use* di Anol Bhattacharjee (2001). Anche in questo caso è stato richiesto al rispondente di indicare il grado di accordo con le relative affermazioni, indicando un punteggio da 1 a 5 (completamente in disaccordo/completamente d'accordo).

Tabella 3.3. Confirmation Scale Items

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

3.2.4. Perceived Usefulness

L'utilità percepita è stata definita come il grado in cui una persona crede che l'uso di un particolare *media system* possa migliorare le sue prestazioni lavorative (Davis, 1989). Per la misurazione di questo costrutto sono stati conservati i 4 item del paper originale, dopo averli tradotti e adattati al contesto di riferimento.

Tabella 3.4. Perceived Usefulness Scale Items

<i>Usare lo smartphone/smartwatch nella vita quotidiana...</i>	<i>Using my smartphone in my daily life...</i>
Migliora le mie prestazioni in generale	Improves my overall performance
Aumenta la mia produttività complessiva	Increases my overall productivity.
Migliora la mia efficacia complessiva	Enhances my overall effectiveness
Risulta utile	Is useful
<i>Fonte:</i> (Bhattacharjee, 2001; Carillo, Scornavacca e Za, 2017)	

3.2.5. Perceived Ease of Use

Quando si parla di percezione di facilità di utilizzo si intende il grado in cui un individuo creda che l'utilizzo di una particolare sistema risulti essere privo di sforzo (Davis, 1989). Per misurare il costrutto sono stati utilizzati gli stessi 6 item dello studio originale, dopo essere stati tradotti e adattati

alla ricerca. Per la misurazione di questa variabile è stata utilizzata una scala bipolare. Al rispondente è stato infatti chiesto di indicare la sua posizione riguardo due estremi lessicalmente opposti.

Tabella 3.5. Perceived Ease of Use Scale Items

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

3.2.6. Satisfaction

Per misurare la soddisfazione di un consumatore con rispetto all'esperienza di utilizzo di un determinato *media system* sono stati utilizzati i 4 item del paper originale, dopo essere stati tradotti e adattati al contesto della ricerca. Anche in questo caso per la misurazione è stata adottata una scala Likert bipolare, con i due poli estremi che rappresentano due concetti lessicalmente opposti.

Tabella 3.6. Satisfaction Scale Items

<i>Come ti senti riguardo la tua esperienza complessiva di utilizzo del tuo smartphone/smartwatch?</i>	<i>How do you feel about your overall experience using your smartphone:</i>
Molto insoddisfatto/Molto soddisfatto	Very dissatisfied/Very satisfied
Molto deluso/Molto compiaciuto	Very displeased/Very pleased
Molto frustrato/Molto appagato	Very frustrated/Very contented

Assolutamente scontento/Assolutamente contento	Absolutely terrible/Absolutely delighted
<i>Fonte:</i> (Bhattacharjee, 2001; Carillo, Scornavacca e Za, 2017)	

3.2.7. Continuance Intention to Use

Per misurare l'intenzione del consumatore di continuare ad utilizzare il suo dispositivo, sono stati utilizzati i 3 item del paper originale, dopo essere stati tradotti e adattati al contesto della ricerca. È stato chiesto al rispondente di indicare il suo grado di accordo con le relative affermazioni, selezionando un punteggio da 1 a 5 dove 1 indica "completamente in disaccordo" e 5 "completamente d'accordo".

Tabella 3.7. Continuance Intention to Use Scale Items

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

3.2.8. Purchase Intention

Uno dei valori aggiunti di questa ricerca consiste nel voler misurare l'intenzione di un consumatore di acquistare un ulteriore dispositivo smart, diverso da quello di cui è già in possesso. È stato precedentemente discusso che anche se il costrutto così definito potrebbe ricordare quello della *repurchase intention*, gli item dell'intenzione di riacquisto tendono a misurare concetti diversi da quelli utili a raggiungere gli obiettivi di questa ricerca. Per questo motivo è stato scelto di utilizzare 3 item più inerenti al concetto di intenzione di acquisto vera e propria, dopo essere stati tradotti e adattati al contesto di questa ricerca. Come per le precedenti variabili inserite nel questionario, anche per questo costrutto è stato chiesto al rispondente di indicare il suo grado di accordo con la prima affermazione proposta, selezionando un punteggio da 1 a 5. Per i restanti 2 item, è stato chiesto di indicare il grado di probabilità con cui potrebbe avvenire quanto affermato, dove 1 corrisponde ad una probabilità molto bassa e 5 molto alta.

Tabella 3.8. Purchase Intention Scale Items

In futuro, ho intenzione di comprare un altro dispositivo smart (diverso dallo smartphone/smartwatch)	My willingness to buy the product is: (very high to very low)
La probabilità che io acquisti in futuro un nuovo dispositivo smart (diverso dallo smartphone/smartwatch) è:	The likelihood of purchasing this product is: (very high to very low)
La probabilità che io prenda in considerazione l'acquisto di nuovo dispositivo smart (diverso dallo smartphone/smartwatch) è:	The probability that I would consider buying the product is: (very high to very low)
<i>Fonte:</i> (Dodds, Monroe e Grewal, 1991)	

3.3. Data Collection

È risaputo che la dimensione del campione è una questione piuttosto rilevante specialmente per le ricerche di tipo quantitativo. Una dimensione inadeguata del campione può presentare seri problemi nell'analisi dei dati e nella fase di verifica delle ipotesi, specialmente laddove vengono utilizzate tecniche di regressione (Hair *et al.*, 1995), esattamente come nel caso di questa ricerca. Per questo motivo, è stato somministrato il questionario a 400 rispondenti, 200 per ciascun dispositivo smart preso in considerazione per testare il modello. Il sondaggio online è stato distribuito attraverso i principali social network (postando il sondaggio in gruppi dedicati a specifiche community come ad esempio Apple Watch Italia o Samsung Italia), via Whatsapp e in alcuni blog dedicati agli utenti "smart" (come ad esempio forum.iphoneitalia.com). Per raggiungere il numero di rispondenti voluto, come implementazione, sono stati distribuiti dei sondaggi anche in forma cartacea, i quali hanno permesso una raccolta dei dati più mirata essendo stati distribuiti in posti strategici come all'uscita di alcuni Apple Store o negozi di elettronica in generale. Come detto precedentemente il campione finale è costituito da 400 rispondenti, suddivisi in due sotto gruppi, uno riguardante gli utenti smartphone e l'altro gli utenti smartwatch, le cui informazioni demografiche sono riportate rispettivamente nelle tabelle 3.9 e 3.10.

3.3.1. Il campione degli utenti smartphone

Il campione smartphone è risultato molto equilibrato sia per la distribuzione del genere (52% femmine e 48% maschi) che per la distribuzione dell'età, abbastanza omogenea su tutte le fasce, con la massima percentuale pari al 20,5% di rispondenti over 50. Per quanto riguarda la professione, il 58% dei rispondenti ha un'occupazione, un dato che si collega all'età media del campione più orientata verso le fasce d'età più adulte, mentre il 32% sono studenti (il restante 20% corrisponde alle categorie

pensionato, disoccupato e “altro”). È interessante notare come un’ampia maggioranza di rispondenti (80.5%) possiede uno smart device da più di due anni, escludendo dal calcolo del tempo il loro smartphone. Un dato importante per questa ricerca è il numero complessivo di oggetti smart posseduti dai rispondenti, la cui maggioranza ha dichiarato di averne solo 2 (36%), e solo pochi utenti (7,5%) di possederne più di 5. Complessivamente, nove rispondenti su 10 utilizzano il loro smartphone almeno un’ora del giorno, fino ad arrivare a un uso massivo superiore alle 5 ore diarie per il 34,5% del campione. In aggiunta, lo smartphone sembra occupare un ruolo importante anche nelle attività lavorative degli utenti, in quanto il 40% dei rispondenti ha indicato di utilizzarlo almeno al 50% anche per scopi di lavoro; risulta comunque dominante l’uso per le attività personali che ammonta al restante 60%. Come è facile immaginare per quanto riguarda il mercato degli smartphone, i brand più diffusi sono Apple e Samsung, rispettivamente 38,5% e 31,5%, seguiti da Huawei (18%).

Tabella 3.9. Gli utenti smartphone

Informazioni demografiche	Categoria	Frequenza	Percentuale (%)
Genere	Maschio	84	42
	Femmina	116	58
	Totale	200	100
Età	Under 20	18	9
	20 - 24	39	19.5
	25 - 29	39	19.5
	30 - 39	33	16.5
	40 - 49	30	15
	50+	41	20.5
Professione	Studente	64	32
	Lavoratore	116	58
	Pensionato	3	1.5
	Disoccupato	7	3.5
	Altro	10	5
Numero di smart device posseduti	1	35	17.5
	2	72	36
	3	56	28
	4	22	11
	5+	15	7.5
Tempo passato in possesso di uno smart device (escluso lo smartphone dal calcolo)	Meno di 6 mesi	14	7
	Tra 6 e 12 mesi	7	3.5
	Tra 12 e 24 mesi	18	9
	Più di 2 anni	161	80.5
Ore di utilizzo dello smartphone al giorno	Meno di un’ora	15	7.5
	Tra 1 e 3 ore	68	34
	Tra 3 e 5 ore	48	24
	Più di 5 ore	69	34.5
Ragione di utilizzo dello smartphone	Principalmente per attività lavorative	3	1.5
	75% per lavoro, 25% per attività personali	21	10.5
	50% per lavoro, 50% per attività personali	57	28.5
	25% per lavoro, 75% per attività personali	57	28.5
	Principalmente per attività personali	62	31
Brand dello smartphone	Apple	77	38.5
	Samsung	63	31.5
	Huawei	37	18.5
	Xiaomi	4	2
	Asus	4	2
	Altro	15	7.5

3.3.2. Il campione degli utenti smartwatch

Il campione smartwatch, al contrario di quello smartphone, è distribuito in maniera meno omogenea per quanto riguarda la distribuzione del genere e dell'età. Una marcata prevalenza di maschi (80%) caratterizza questo campione. Si nota inoltre come questo gruppo di rispondenti sia più “giovane” rispetto al campione precedente, in quanto ben il 79% dei rispondenti risulta avere meno di 40 anni (contro un 64% del campione smartphone). La maggioranza ha un lavoro (72%), mentre il 22% sono ancora studenti. Sulla falsa riga del precedente campione, un'ampia maggioranza (73%) possiede uno smart device da più di due anni, anche in questo caso escludendo lo smartphone dal calcolo del tempo.

Tabella 3.10. Gli utenti smartwatch

Informazioni demografiche	Categoria	Frequenza	Percentuale (%)
Genere	Maschio	160	80
	Femmina	40	20
	Totale	200	100
Età	Under 20	16	8
	20 - 24	28	14
	25 - 29	46	23
	30 - 39	68	34
	40 - 49	20	10
	50+	22	11
Professione	Studente	44	22
	Lavoratore	142	71
	Pensionato	2	1
	Disoccupato	2	1
	Altro	10	5
Numero di smart device posseduti	1	6	3
	2	20	10
	3	44	22
	4	52	26
	5+	78	39
Tempo passato in possesso di uno smart device (escluso lo smartphone dal calcolo)	Meno di 6 mesi	12	6
	Tra 6 e 12 mesi	14	7
	Tra 12 e 24 mesi	28	14
	Più di 2 anni	146	73
Ore di utilizzo dello smartwatch al giorno	Meno di un'ora	44	22
	Tra 1 e 3 ore	60	30
	Tra 3 e 5 ore	18	9
	Più di 5 ore	78	39
Ragione di utilizzo dello smartwatch	Principalmente per attività lavorative	8	4
	75% per lavoro, 25% per attività personali	12	6
	50% per lavoro, 50% per attività personali	28	14
	25% per lavoro, 75% per attività personali	42	21
	Principalmente per attività personali	110	55
Brand dello smartwatch	Apple	96	48
	Samsung	42	21
	Xiaomi	12	6
	Huawei	6	3
	Garmin	4	2
	Altro	40	20

La differenza più rilevante tra i due campioni è data dal numero di oggetti smart posseduti dai rispondenti. La maggioranza degli utenti smartwatch, e cioè il 39%, ha infatti dichiarato di possedere

più di 5 dispositivi smart, delineando così un profilo di utente medio più “smart friendly” rispetto ai rispondenti del campione smartphone. Inoltre, in maniera del tutto prevedibile, il 100% dei rispondenti di questo campione ha affermato di possedere anche uno smartphone. Il tempo di utilizzo giornaliero dello smartwatch risulta essere in linea con quanto detto per il campione smartphone, in quanto ben il 39% di utenti ha affermato di utilizzare il proprio smartwatch per più di 5 ore al giorno. Al contrario dello smartphone, la principale ragione di utilizzo dello smartwatch consiste in attività di natura prettamente personale (76%), piuttosto che lavorativa (10%). I brand più diffusi anche per questo tipo di device sono Apple (48%) e Samsung (21%), con la differenza che escludendo questi due colossi, la quota rimanente risulta piuttosto frammentata, tanto da rendere difficile evidenziare un chiaro terzo brand in questa classifica.

3.4. Analisi preliminari: il Cronbach’s alpha

La totalità delle scale utilizzate per misurare i costrutti presentati nel modello concettuale si basa su una struttura multi-item più o meno variabile. Ciascuno di questi item misura infatti diversi aspetti di uno stesso concetto, cercando così di avere una visione di insieme del costrutto. Per assicurarsi che ogni set di item misuri effettivamente lo stesso concetto è necessario però testare la loro affidabilità in termini di consistenza interna (*internal consistency reliability*). Per affidabilità (*reliability*), si intende il grado in cui una scala produce dei risultati coerenti se venissero effettuate molteplici misurazioni (Malhotra, Birks e Wills, 2012). Per testare quindi l’affidabilità di una scala in termini di *internal consistency*, l’indicatore più diffuso è il *Cronbach’s alpha*, un coefficiente che varia da 0 a 1, dove il valore soglia di 0.6 suggerisce un’affidabilità accettabile della scala che si vuole utilizzare. Prima di andare quindi a testare le ipotesi di ricerca stabilite nel secondo capitolo, sono state condotte delle analisi preliminari su tutti i set di item scale utilizzati per misurare i vari costrutti. Avendo utilizzato per questo studio delle scale già precedentemente testate e validate in letteratura, i rischi di ottenere un risultato non soddisfacente erano relativamente bassi. Le aspettative sono state infatti confermate, in quanto tutti i coefficienti *alpha* sono risultati superiori a un valore di 0.75, confermando così una robusta affidabilità delle scale scelte per questa ricerca. Una volta accertato quindi che ogni item di ciascuna scala misurasse complessivamente lo stesso costrutto, sono state generate le variabili finali sulle quali si basano le analisi statistiche presentate nel prossimo paragrafo. Inoltre, sulla base dei risultati ottenuti, di seguito viene riportata una tabella contenente informazioni statistiche di natura descrittiva come la media e la deviazione standard di ogni singola variabile generata e le relazioni di correlazione che intercorrono tra queste (utilizzando il coefficiente *r di Pearson*).

Tabella 3.11. Le variabili del campione smartphone

Costrutto	Media	Dev. Std.	Reliability	Correlazione	DP	PO	CF	PUSF	PEOU	ST	CI	PI
Dependency (DP)	2,87	0,69	$\alpha = 0,89$	DP	1,00							
Portability (PO)	4,28	0,75	$\alpha = 0,91$	PO	0,33**	1,00						
Confirmation (CF)	3,91	0,62	$\alpha = 0,80$	CF	0,34**	0,24**	1,00					
Perceived Usefulness (PUSF)	3,48	0,79	$\alpha = 0,85$	PUSF	0,37**	0,25**	0,50**	1,00				
Perceived Ease of Use (PEOU)	3,22	1,58	$\alpha = 0,96$	PEOU	0,16*	0,16*	0,27**	0,20**	1,00			
Satisfaction (ST)	3,26	1,51	$\alpha = 0,96$	ST	0,29**	0,16*	0,36**	0,32**	0,75**	1,00		
Continuance Intention (CI)	4,02	0,6	$\alpha = 0,75$	CI	0,32**	0,33**	0,45**	0,51**	0,14	0,23**	1,00	
Purchase Intention (PI)	3,04	1.10	$\alpha = 0,89$	PI	0,32**	0,08	0,15*	0,25**	0,17*	0,15*	0,09	1,00

** → $p < 0,01$.

* → $p < 0,05$.

Tabella 3.12. Le variabili del campione smartwatch

Costrutto	Media	Dev. Std.	Reliability	Correlazione	DP	PO	CF	PUSF	PEOU	ST	CI	PI
Dependency (DP)	2,26	1,03	$\alpha = 0,96$	DP	1,00							
Portability (PO)	4,53	0,68	$\alpha = 0,94$	PO	0,15*	1,00						
Confirmation (CF)	3,86	0,78	$\alpha = 0,82$	CF	0,53**	0,20**	1,00					
Perceived Usefulness (PUSF)	3,42	0,99	$\alpha = 0,77$	PUSF	0,39**	0,14*	0,46**	1,00				
Perceived Ease of Use (PEOU)	3,73	1,79	$\alpha = 0,76$	PEOU	0,08	0,12	0,23**	0,27**	1,00			
Satisfaction (ST)	3,45	1,46	$\alpha = 0,96$	ST	0,27**	0,17*	0,40**	0,30**	0,76**	1,00		
Continuance Intention (CI)	3,93	0,87	$\alpha = 0,78$	CI	0,35**	0,14*	0,62**	0,41**	0,31**	0,48**	1,00	
Purchase Intention (PI)	3,82	1,01	$\alpha = 0,90$	PI	0,30**	0,00	0,21**	0,33**	0,23**	0,20**	0,23*	1,00

** → $p < 0,01$.

* → $p < 0,05$.

Come è possibile osservare dalle tabelle 3.11 e 3.12, tutte le variabili sono tra loro correlate positivamente, ciò significa che prendendo in considerazione una qualsiasi coppia di variabili, all'aumentare di una, aumenterà anche l'altra. È possibile notare come la magnitudine della correlazione vari a seconda della coppia di variabili presa in considerazione. La correlazione più alta si verifica, sia per il campione smartphone che smartwatch, tra la *satisfaction* e la *perceived ease of use* (rispettivamente 0,75 e 0,76), entrambe significative a un livello di confidenza del 99%. Con questo tipo di analisi, in nessun modo si vuole studiare la causalità della relazione tra queste due variabili, con la correlazione piuttosto si vuole stabilire quale sia l'associazione tra x e y , laddove ne esista una. Ciò è possibile attraverso l'uso del *Pearson Correlation coefficient* (r), un coefficiente che varia da -1 a +1, dove 1 indica una perfetta correlazione positiva tra le due variabili e -1 una perfetta correlazione negativa, mentre 0 indica un'assenza di associazione tra queste (Malhotra, Birks e Wills, 2012). Per la proprietà della simmetria di queste relazioni, la correlazione tra x e y è la stessa che tra y e x , per questo motivo le tabelle 3.11 e 3.12 sono presentate seguendo quella forma "triangolare".

3.5. Risultati: i test di verifica delle ipotesi

Per verificare la bontà delle ipotesi di ricerca presentate nel secondo capitolo, è stata condotta una serie di test d'ipotesi attraverso modelli di regressione semplice e multipla, utili a stabilire se esiste o meno una relazione causale statisticamente significativa tra le variabili indipendenti e quelle dipendenti del modello. Per testare le ipotesi proposte, partendo dal campione di cui si dispone, è stato scelto di adottare un intervallo di confidenza del 95%, un intervallo di valori nel quale si inferisce che ricada il valore vero della popolazione, accettando quindi un margine di errore α ad una soglia massima del 5% (0.05). In altri termini, utilizzando un livello di confidenza al 95% significa che se si volesse ripetere l'analisi 100 volte seguendo lo stesso metodo ma su 100 campioni diversi, in 95 casi il vero valore della popolazione ricadrebbe all'interno dell'intervallo di confidenza selezionato nel nostro campione fornendo un risultato aderente alla realtà, "sbagliando" soltanto 5 volte. Stesso ragionamento può essere applicato ad un livello di confidenza del 99%, che fissa una soglia più sicura e con un minore margine di errore, appunto un α di 0.01. Se quindi il valore statistico t della variabile indipendente del modello di regressione lineare dovesse superare il valore soglia di 1.96 (per un livello di confidenza del 95%) o addirittura 2.58 (per un livello di confidenza del 99%), con una probabilità associata α minore di 0.05 (o minore di 0.01), sarebbe possibile rifiutare l'ipotesi nulla H_0 , confermando la relativa ipotesi di ricerca che si vuole testare (H_1). Per ipotesi nulla si intende lo *status quo* delle cose, che detto in altre parole significherebbe banalmente il contrario della nostra affermazione formulata nell'ipotesi di ricerca. Si prenda ad esempio la prima ipotesi (H_{1a}) tra quelle proposte nel capitolo 2: "il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno *smartphone* ha un effetto positivo sul grado di *utilità percepita*". L'ipotesi nulla (H_0) in questo caso corrisponderà all'affermazione: "il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno *smartphone* NON ha un effetto positivo sul grado di *utilità percepita*". Seguendo la corretta dicitura statistica, l'ipotesi nulla e l'ipotesi di ricerca possono essere rappresentate come segue:

$$H_0: \beta_1 \leq 0$$

$$H_1: \beta_1 > 0$$

dove il coefficiente β_1 rappresenta la pendenza della linea di regressione. Se quindi i risultati delle analisi condotte con un modello di regressione semplice confermassero che la variabile indipendente X (in questo caso la *confirmation*) fosse statisticamente significativa tale da instaurare un rapporto di relazione lineare con la variabile dipendente Y (in questo caso l'*utilità percepita*), sarebbe possibile determinare il valore della Y tramite una semplice equazione lineare:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + e_1$$

dove Y rappresenta la variabile dipendente (*utilità percepita*), X la variabile indipendente (*confirmation*), β_0 l'intercetta della linea di regressione e β_1 la sua pendenza, mentre e_1 rappresenta l'errore associato a questa osservazione (non è possibile predire una relazione di questo tipo essendo sicuri al 100%, per questo esisterà sempre un margine di errore e). Questa equazione rappresenta in sostanza una curva, in particolare una retta, che approssima la nuvola di punti dei dati campionari. Per quanto riguarda invece i modelli di regressione multipla, è possibile affermare che questi seguono la stessa logica spiegata fino ad ora, con l'unica differenza che le variabili indipendenti del modello saranno più di una e si avranno tanti coefficienti β quanti sono i regressori inseriti nel modello nel tentativo di spiegare la relazione causale tra le varie X e la Y . Di seguito si procederà alla presentazione dei risultati ottenuti grazie alla analisi statistiche condotte, commentando alcuni indicatori utili a testare le ipotesi di ricerca proposte come il *p-value* del modello di regressione (cioè il livello di significatività già spiegato precedentemente), il valore statistico t dei singoli regressori, il coefficiente β delle variabili indipendenti e anche il coefficiente di determinazione R^2 del modello, che misura la forza della relazione tra le variabili indicando la porzione di varianza totale della variabile dipendente Y spiegata dalla variabile (o variabili) indipendente X .

H1a/b: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto positivo sul grado di *utilità percepita*.

Per entrambi i dispositivi smart è possibile supportare l'ipotesi H1, in quanto la t statistica della variabile *confirmation* risulta pari a 8.21 e 7.26, rispettivamente per quanto riguarda i dati del campione smartphone e smartwatch (Appendice 1). La probabilità associata è inferiore a 0.01 in quanto in entrambi i casi il *p-value* corrisponde a 0.00001, delineando una significatività statistica accettabile ad un livello di confidenza sia del 95% che del 99%. L'ipotesi nulla viene quindi rigettata. Il coefficiente della *confirmation* per quanto riguarda il campione smartphone è pari a 0.65, ciò significa che all'aumentare di una unità della variabile indipendente, varierà l'utilità percepita aumentando precisamente di +0.65. Stessa logica per il campione smartwatch, il cui coefficiente è però di 0.58. Il coefficiente di determinazione R^2 dei due modelli risulta di 0.25 per gli smartphone e 0.21 per gli smartwatch; questo modello di regressione spiega quindi il 25% e 21% della varianza dell'*utilità percepita*, rispettivamente per il campione smartphone e smartwatch.

H2a/b: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto positivo sul grado di *soddisfazione*.

H3a/b: il livello di *utilità percepita* in termini di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto positivo sul grado di *soddisfazione*.

Per testare queste due ipotesi è stato utilizzato un modello di regressione multipla che ha permesso di analizzare l'effetto congiunto della *confirmation* e dell'*utilità percepita* sulla *satisfaction* del rispondente. Il modello presenta una probabilità dello 0.00001 in entrambi i campioni, tale da poter sostenere una rilevanza statistica dello stesso. Inoltre l' R^2 del modello così costruito spiega il 15% e il 18% della varianza della *satisfaction*, rispettivamente per il campione degli smartphone e degli smartwatch (Appendice 2). Per andare a testare ipotesi H3a e H3b, sono stati analizzati i singoli regressori inseriti nel modello congiunto, cioè la *confirmation* e l'*utilità percepita*. Nel campione smartphone la prima IV (*independent variable*), cioè la *confirmation*, presenta una *t* statistica di 3.48, con una *p* associata dello 0.001 e un coefficiente di 0.65, mentre nel campione smartwatch presenta una *t* di 4.51 con una *p* associata di 0.0001 e un coefficiente di 0.61, valori che permettono di rifiutare l'ipotesi nulla ad un livello di confidenza sia del 95% che del 99%, supportando così le ipotesi di ricerca H2 a e b. La seconda IV, l'*utilità percepita*, presenta nel campione smartphone una *t* di 2.42 con una *p* associata di 0.016 e un coefficiente di 0.35, mentre nel campione smartwatch una *t* di 2.09 con una *p* associata di 0.038 e un coefficiente di 0.22, valori che permettono di rifiutare l'ipotesi nulla solo ad un livello di confidenza del 95%, in linea con i risultati ottenuti nello studio originale di Carillo et al. (2017). È possibile quindi supportare le ipotesi di ricerca H3a e H3b. Una più dettagliata analisi può essere condotta osservando la magnitudine delle due IV, che indica quale tra le due eserciti un impatto maggiore sulla DV (la *satisfaction*). Sia nel caso degli smartphone che degli smartwatch il beta maggiore è risultato essere quello della *confirmation*, ciò significa che in un modello di regressione multipla così costruito la variabile più "pesante" e che esercita un effetto più rilevante sulla *satisfaction* è la *confirmation*, come era facilmente intuibile anche dagli altri indicatori. Essendo questo un modello di regressione multipla è stato assicurato ex ante che non esistesse alcun problema di multicollinearità tra le due IV (alta correlazione tra le IV che potrebbe compromettere l'output delle analisi). Il problema non sussiste in quanto i VIF per entrambi i modelli sono risultati inferiori a 1.5, ben lontani dalla soglia massima consentita di 10.

H4a/b: il livello di *utilità percepita* in termini di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto positivo sulla *continuance intention to use*.

La *perceived usefulness* è risultata molto influente nei confronti della *continuance intention to use* in entrambi i campioni. Lo si può notare dal valore *t* molto alto, pari a 8.39 per gli smartphone e 6.29

per gli smartwatch, con una probabilità associata per entrambi di 0.00001 (Appendice 3). L'ipotesi di ricerca H4 (sia *a* che *b*) è quindi ampiamente confermata. Il coefficiente della IV corrisponde a 0.39 per gli smartphone e 0.36 per gli smartwatch, mentre la varianza spiegata dal modello è del 26% nel primo campione e di 17% nel secondo.

H5a/b: il grado di *soddisfazione* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto positivo sulla *continuance intention to use*.

La *satisfaction*, che nel paper originale di Carillo et al. (2017) svolgeva un ruolo fondamentale come driver per la *continuance intention to use* di un utente verso il suo smartphone, ha dato dei risultati molto differenti tra i due campioni utilizzati in questa ricerca. Nel primo, quello degli smartphone, la relazione causale tra la *satisfaction* e la *continuance intention* è risultata sì significativa, con un *t* di 3.35 e una *p* associata di 0.001, ma con un evidente effetto minore rispetto all'*utilità percepita* analizzata poco fa (Appendice 4). L'ipotesi H5a può dirsi comunque confermata, in quanto è possibile rifiutare l'ipotesi nulla dato il *p value* inferiore alla soglia 0.01 (per un livello di confidenza del 99%). Il campanello d'allarme viene dato però dalla porzione di varianza della *Y* spiegata da questo modello di regressione semplice, che corrisponde ad un relativamente basso 5% (R^2). Questo risultato è meritevole di un ulteriore approfondimento, è stato quindi costruito un modello di regressione multipla, inserendo come IV oltre che la *satisfaction* anche la *perceived usefulness*. In questo modo si evince come l'unico regressore rilevante sia proprio l'*utilità percepita*, con una magnitudine del beta di 0.48, mentre la *satisfaction*, oltretutto, diventa non statisticamente significativa, presentando una *t* pari a 1.20, inferiore al valore soglia 1.96 (Appendice 5). Questo risultato è confermato dal coefficiente di determinazione R^2 che fornisce una specie di *doublecheck*, in quanto la varianza spiegata dal modello di regressione multipla è del 27%, un aumento misero dell'1% rispetto al coefficiente R^2 del modello di regressione semplice con solo l'*utilità percepita* come regressore visto nel test dell'ipotesi H4a. L'apporto fornito dalla *satisfaction* in questo modello di regressione multipla per predire la DV della *continuance intention to use* è pressoché nullo. Al contrario, per il campione degli smartwatch, già prendendo in considerazione un modello di regressione semplice tra *satisfaction* e *continuance intention*, il regressore assume tutt'altro valore, presentando un valore *t* di 7.75, con una *p* associata dello 0.0001 e un coefficiente di 0.29. Da sola, la *satisfaction*, spiega il 23% della varianza della *continuance intention* (Appendice 4). Prendendo anche in questo caso in analisi un modello di regressione multipla inserendo sia la *satisfaction* che la *perceived usefulness*, è possibile notare come questa volta sia proprio la *satisfaction* il regressore più influente del modello, con una magnitudine di 0.39 (Appendice 5). In questo caso è possibile affermare anche con maggiore

sicurezza che l'ipotesi *H5b* sia ampiamente confermata. È interessante notare come la *satisfaction* generi due effetti abbastanza differenti in base al dispositivo smart preso in considerazione. Riassumendo, nel caso degli smartphone, la variabile che più spiega la *continuance intention* è l'*utilità percepita*, mentre nel caso degli smartwatch è proprio la *satisfaction*. Contestualizzato nel mondo reale, se si volesse influenzare l'intenzione di continuare ad utilizzare uno smartphone di un utente, bisognerà aumentare l'utilità percepita che ne scaturisce dall'utilizzo, mentre per uno smartwatch bisognerà rendere più soddisfatto il cliente nell'esperienza post-acquisto.

H6a/b: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto positivo sul grado di *facilità d'uso percepito*.

Confermando il modello originale della *continuance intention* di Bhattacharjee (2001), è stata riscontrata una significatività statistica anche nella relazione tra la *confirmation* e la *perceived ease of use*. I dati mostrano infatti come il *t* statistico assuma un valore di 4.06 per gli smartphone e 3.38 per gli smartwatch, con un *p-value* associato rispettivamente di 0.0001 e 0.001 e con un coefficiente di 0.7 e 0.53 (Appendice 6). L'ipotesi nulla può essere quindi rifiutata ad un livello di significatività del 95% e del 99%. Sia l'ipotesi *H6a* che *H6b* vengono quindi confermate.

H7a/b: il livello di *facilità d'uso percepito* di uno smartphone/smartwatch ha un effetto positivo sul grado di *soddisfazione*.

La variabile della *perceived ease of use* è meritevole di particolare attenzione. Osservando l'output delle analisi condotte, il valore di *t* risulta essere notevolmente alto, il più alto delle relazioni finora analizzate, essendo pari a 16.02 per il campione degli smartphone e 16.61 per quello degli smartwatch, con una probabilità associata ampiamente minore del valore soglia 0,01 (Appendice 7). Inoltre il coefficiente che ne deriva da questa relazione è piuttosto alto, precisamente di 0.72 per il campione smartphone e 0.62 per quello smartwatch. È possibile quindi affermare con discreta sicurezza che l'ipotesi nulla viene rifiutata ad un livello di confidenza del 99%, confermando l'ipotesi di ricerca *H7a* e *H7b*.

A questo punto, avendo accertato l'influenza delle IV *perceived usefulness*, *confirmation* e *perceived ease of use* sulla DV della *satisfaction*, ha senso provare a costruire un modello unico di regressione multipla per vedere quale delle tre variabili di fatto influenza maggiormente la *satisfaction* di un utente. Il risultato è che per entrambi i campioni la variabile indipendente più rilevante è proprio quella che ha presentato un *t* maggiore nei precedenti modelli, e cioè la *perceived*

ease of use. Il suo beta infatti è quello più alto dei tre, pari a 0.7 per entrambi i campioni, un dato che conferma quanto appena affermato. Inoltre il coefficiente di determinazione R^2 di questo modello è di 0.60 e 0.63, ma di fatto questa porzione di varianza della DV è spiegata quasi interamente solo dalla IV della *perceived ease of use* (Appendice 8). Anche in questo caso è stata condotta un'analisi preliminare per testare il problema della multicollinearità tra le tre IV, la cui assenza è stata confermata da un VIF inferiore a 1.3 per entrambi i campioni. Riassumendo, se si vuole aumentare la *satisfaction* di un utente in possesso di uno di questi due smart device, bisognerà rendere sempre più facile e *user friendly* l'uso del dispositivo.

H8a/b: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto diretto e positivo sull'*utilità percepita*.

H9a/b: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto diretto e positivo sulla *facilità d'uso percepita*.

H10a/b: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto diretto e positivo sul livello di *confirmation*.

Per testare l'influenza della *dependency* sulle tre variabili dipendenti prese in considerazione, verrà preso in considerazione in primis il campione degli smartphone, per poi successivamente analizzare anche le relazioni che intercorrono in quello degli smartwatch. I risultati ottenuti per il campione smartphone confermano quelli dello studio originale di Carillo et al. (2017). La *dependency* infatti risulta avere un effetto positivo statisticamente significativo sulla *perceived usefulness*, sulla *perceived ease of use* e sulla *confirmation*. Il valore *t* statistico emerso dalle analisi è di 5.70 nella relazione con la *perceived usefulness* e di 5.15 in quella con la *confirmation*, con un *p-value* associato di 0.0001 (Appendice 9 e 11). Sia l'ipotesi *H8a* che la *H10a* sono quindi confermate a un livello di confidenza del 99%. I coefficienti della *dependency* nei due casi sono di 0.43 per l'ipotesi *H8a* e di 0.31 per *H10a*. Un discorso leggermente diverso va fatto per la relazione tra la *dependency* e la *perceived ease of use* ipotizzata nell'ipotesi *H9a*. Il valore statistico *t* in questo caso è di 2.32, con un *p-value* associato di 0.021 e un coefficiente di 0.37 (Appendice 10). In questo caso anche l'ipotesi *H9a* può dirsi confermata, in quanto è possibile rifiutare l'ipotesi nulla ma soltanto ad un livello di confidenza del 95%, presentando così una relazione meno significativa delle precedenti due, proprio come avviene nello studio originale sulla *dependency* (Carillo, Scornavacca e Za, 2017). Le relazioni che intercorrono tra queste variabili nel campione degli smartwatch seguono la falsa riga di quelle

del campione degli smartphone, con l'eccezione che l'ipotesi *H9b* non è stata confermata, neanche ad un livello di significatività del 95%. Il valore *t* risultato dalle analisi è infatti di 1.17 con un *p-value* associato di 0.242 (Appendice 10), di molto superiore al valore soglia consentito dello 0.05 deciso precedentemente per testare le ipotesi di ricerca. L'ipotesi *H9b* rappresenta, di fatto, la prima delle tre relazioni che non è stato possibile confermare in questo studio. Le ipotesi *H8b* e *H10b* sono invece ampiamente confermate in quanto la *dependency* presenta un valore *t* di rispettivamente 6.03 e 8.90, con una probabilità associata ben inferiore al valore soglia 0.01, permettendo di rifiutare l'ipotesi nulla anche ad un livello di confidenza del 99% (Appendice 9 e 11). I rispettivi coefficienti sono di 0.38 e 0.41. Il motivo per cui questa relazione lineare tra la IV della *dependency* e la DV della *perceived ease of use* risulta statisticamente non significativa per quanto riguarda l'utilizzo di uno smartwatch è al momento sconosciuta. Ulteriori considerazioni a riguardo verranno fatte nel prossimo capitolo, ma ad ogni modo questa non significatività potrebbe essere ragione di approfondimento in ricerche future.

H11a/b: il grado di *portability* di uno smartphone/smartwatch influenza positivamente la sua *facilità d'uso percepita*.

Da questo momento si inizierà a trattare il valore aggiunto di questa ricerca, in quanto si analizzeranno le relazioni ipotizzate tra le nuove variabili introdotte (*portability* e *purchase intention*) e il modello preesistente. La prima relazione testata è quella che ipotizza l'influenza della *portability* sulla *perceived ease of use* del dispositivo smart. Dai risultati delle analisi emerge che il *t* statistico è di 2.32 con un *p-value* associato di 0.021 per quanto riguarda il campione degli smartphone. Inoltre il regressore presenta un coefficiente pari a 0.34 (Appendice 12). È possibile quindi affermare che l'ipotesi *H11a* sia stata confermata, potendo rifiutare l'ipotesi nulla ad un livello di confidenza solo del 95%. Anche in questo caso però notiamo una relazione tutt'altro che forte. Lo si può notare dal coefficiente R^2 del modello che risulta essere uguale a 0.03. La porzione di varianza della *perceived ease of use* spiegata dalla *portability* è quindi pressoché nulla (soltanto il 3%). È possibile presupporre che, sebbene esista una relazione statisticamente significativa tra queste due variabili, la *portability* non rappresenti un regressore molto affidabile per predire la *facilità d'uso percepita* di un utente riguardo al suo smartphone. Per quanto riguarda il campione degli smartwatch invece, la variabile indipendente della *portability* risulta addirittura non rilevante a livello statistico, in quanto presenta una *t* pari a 1.73 (inferiore al valore soglia 1.96) con una probabilità associata di 0.086, superiore al margine di errore massimo consentito 0.05 (Appendice 12). Se quindi nel caso degli smartphone era stato ottenuto un risultato positivo ma piuttosto labile, per quanto riguarda gli utenti smartwatch la

portability risulta un concetto non rilevante per predire la *facilità d'uso percepita*. Questo è un risultato che non permette di confermare l'ipotesi di ricerca *H11b*. Per capire quindi quale sia la variabile indipendente che influenza maggiormente la *perceived ease of use*, è stato preso in considerazione un modello di regressione multipla, inserendo come regressori la *portability*, la *dependency* e la *confirmation*. Da un modello così costruito, è emerso che l'unico regressore statisticamente rilevante sia quello della *confirmation* per entrambi i campioni, che a prescindere dal beta più alto, è la sola IV che permette di rifiutare l'ipotesi nulla ad un livello di confidenza del 95% (Appendice 13).

H12a/b: il grado di *portability* di uno smartphone/smartwatch influenza positivamente la sua *utilità percepita*.

Per quanto riguarda l'ipotesi di ricerca *H12a* e *H12b*, la IV della *portability* ha presentato un *t* statistico di rispettivamente 3.68 e 2.02, con una probabilità associata di 0.0001 e 0.045, che ha permesso di confermare entrambe le ipotesi di ricerca, rifiutando l'ipotesi nulla nel primo caso anche ad un livello di confidenza del 99% mentre nel secondo caso, e cioè per il campione degli smartwatch, soltanto ad un livello del 95% (Appendice 14). Sebbene questa relazione ipotizzata nell'ipotesi *H12* sia risultata statisticamente rilevante, anche questa volta, come accaduto per l'ipotesi *H11*, il coefficiente di determinazione R^2 dei due modelli di regressione (utilizzati per testare *H12a* e *H12b*) risulta essere molto basso, tale da evidenziare una scarsa utilità della *portability* nel predire la varianza della DV della *perceived usefulness*. Per verificare se quanto detto corrisponda al vero, anche in questo caso è stato costruito un modello di regressione multipla inserendovi le tre IV della *portability*, della *confirmation* e della *dependency* per testare la loro influenza sulla DV della *perceived usefulness*. Ancora una volta i risultati hanno dimostrato come il regressore più importante sia quello della *confirmation*, seguito da quello della *dependency*, mentre risulta non rilevante a livello statistico la *portability*, sia per il campione degli smartphone, che per quello degli smartwatch (Appendice 14).

H13a/b: il grado di *portability* di uno smartphone/smartwatch influenza positivamente la *continuance intention to use* dello stesso.

Per cercare di capire cosa possa influire sulla decisione di un utente di continuare ad utilizzare il proprio smartphone o smartwatch, è stata presa in considerazione anche la variabile della *portability*, testandone l'effetto generato direttamente sulla *continuance intention to use*. Per quanto riguarda gli smartphone, la *portability* ha presentato un valore di *t* pari a 4.85, con un *p-value* associato di 0.0001

e un coefficiente di 0.26, dimostrando quindi una forte influenza sulla DV (Appendice 15). L'ipotesi di ricerca *H13a* può dirsi quindi confermata, in quanto è stato possibile rifiutare l'ipotesi nulla anche ad un livello di confidenza del 99%. Per quanto riguarda il campione degli smartwatch invece l'effetto della *portability* sulla *continuance intention* è risultato essere più debole, ma comunque statisticamente significativo ad un livello di confidenza del 95%, in quanto il *t* emerso è di 1.97 con una probabilità associata di 0.049 e un coefficiente di 0.18 (Appendice 15), un risultato che permette di confermare anche l'ipotesi di ricerca *H13b*.

Avendo quindi accertato che sia la *satisfaction*, la *perceived usefulness* e la *portability* generano un effetto statisticamente significativo sulla variabile dipendente della *continuance intention to use* in entrambi i campioni, è opportuno verificare quale sia la variabile più influente tra le tre. Era stato affermato in precedenza, precisamente discutendo le ipotesi di ricerca *H4* e *H5*, che le IV con maggiore effetto sulla *continuance intention* sono l'*utilità percepita* per quanto riguarda il campione degli smartphone e la *satisfaction* per quello degli smartwatch. Per completezza, è stato quindi preso in considerazione un ulteriore modello di regressione multipla, nel quale è stato inserito anche il costrutto della *portability*, per testarne l'effetto in questo modello congiunto. Con buoni risultati, è emerso che la *portability* esercita un discreto effetto sulla *continuance intention* all'interno del contesto degli smartphone, ma comunque secondo alla *perceived usefulness* del dispositivo (Appendice 16). Al contrario, nel campione degli smartwatch l'influenza della *portability* in questo modello risulta non significativa, mentre rimane salda la posizione della *satisfaction* nel ruolo della IV più influente sulla *continuance intention*.

H14a/b: il grado di *soddisfazione* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto positivo sulla *purchase intention* di un ulteriore smart device.

Per quanto riguarda la *satisfaction*, dimostrata essere il regressore più importante per predire la *continuance intention to use* di un utente smartwatch, è stato ipotizzato un suo effetto anche sulla *purchase intention* di un ulteriore smart device, diverso da quello già in uso dal rispondente. Il risultato emerso risulta essere abbastanza simile per i due campioni, con un effetto leggermente più alto nel caso degli smartwatch. La *satisfaction* presenta infatti un valore di *t* pari a 2.20 con un *p-value* associato di 0.029 e un coefficiente di 0.11 per quanto riguarda il campione degli smartphone, mentre presenta un valore di *t* di 2.92 con un *p-value* associato di 0.004 e un coefficiente di 0.14 per il campione degli smartwatch (Appendice 17). È possibile affermare quindi che entrambe le ipotesi *H14a* e *H14b* sono confermate, in quanto è possibile rifiutare l'ipotesi nulla nel primo caso ad un

livello di confidenza del 95%, mentre nel secondo (smartwatch) anche ad un livello più sicuro del 99%.

H15a/b: la *continuance intention to use* di uno smartphone/smartwatch ha un effetto positivo sulla *purchase intention* di un ulteriore smart device.

Tra gli obiettivi che si intendono perseguire in questa ricerca, uno dei più rilevanti è sicuramente quello dettato dalla curiosità di scoprire se l'effettiva intenzione di un utente di continuare ad utilizzare il suo smartphone o smartwatch potesse in qualche modo influenzare la sua intenzione di acquisto di un ulteriore dispositivo smart. Data quindi l'importanza, le due ipotesi *H15a* e *H15b* verranno analizzate separatamente. Per quanto riguarda il campione degli smartphone (*H15a*), dai risultati delle analisi emerge che il *t* della *continuance intention* sia pari a 1.32, con una probabilità associata dello 0.19 (Appendice 18). È quindi evidente che l'ipotesi *H15a* non può essere confermata, in quanto non è possibile rifiutare l'ipotesi nulla essendo il *p-value* superiore al valore soglia stabilito di 0.05. Tutt'altro discorso invece per il campione degli smartwatch, dove la *continuance intention* presenta un valore *t* accettabile pari a 3.30, con un *p-value* associato dello 0.001 e un coefficiente di 0.17, un risultato che permette di confermare l'ipotesi di ricerca *H15b* e rifiutare l'ipotesi nulla ad un livello di confidenza del 99% (Appendice 18). Volendo tradurre questi risultati, emerge che mentre nel caso di un utente smartphone la volontà di continuare ad utilizzare il proprio dispositivo smart non influenza l'intenzione di acquistarne di ulteriori, questa relazione assume un carattere statisticamente rilevante per gli utenti smartwatch. Supportare l'ipotesi *H15b*, di fatto, significa affermare che il continuo utilizzo del proprio smartwatch porti effettivamente l'utente a prendere in considerazione l'acquisto di ulteriori dispositivi IoT. Inoltre, volendo costruire un modello di regressione multipla inserendo sia la IV della *continuance intention* che la IV della *satisfaction* per analizzarne l'effetto generato sulla DV della *purchase intention*, si osserva come sia proprio la *continuance intention* il regressore più influente dei due (Appendice 19). Una spiegazione a caldo di questo fenomeno potrebbe essere data dal fatto che gli utenti smartwatch siano utenti più orientati e disponibili ad accettare soluzioni IoT rispetto ad un utente base che possiede solamente uno smartphone come smart device. Il contraddittorio effetto della *continuance intention* nei due campioni verrà discusso in maniera più approfondita nel prossimo capitolo, prendendo in considerazione alcune implicazioni manageriali di discreta importanza.

Riassumendo, quindi, soltanto tre delle 30 ipotesi proposte non sono state confermate, precisamente le ipotesi *H9b*, *H11b* e *H15a*. Per maggiore chiarezza, di seguito viene presentata una

tabella in cui vengono riassunte tutte le relazioni ipotizzate, con i relativi indicatori utili a decifrare la loro significatività statistica.

Tabella 3.13. I risultati finali delle analisi statistiche

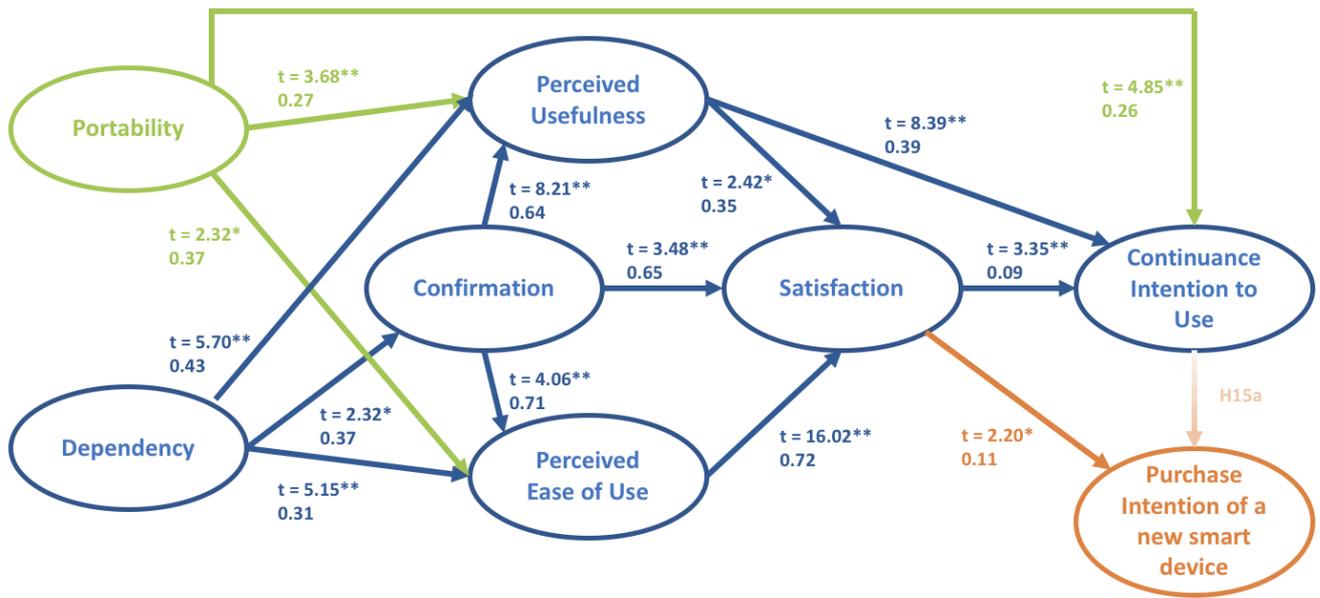
Ipotesi di ricerca	t	Coeff.	Risultato
H1a: CF → PUSF	8.21**	0.64	Confermata
H2a: CF → ST	3.48**	0.65	Confermata
H3a: PUSF → ST	2.42*	0.35	Confermata Parzialmente
H4a: PUSF → CI	8.39**	0.39	Confermata
H5a: ST → CI	3.35**	0.09	Confermata
H6a: CF → PEOU	4.06**	0.71	Confermata
H7a: PEOU → ST	16.02**	0.72	Confermata
H8a: DEP → PUSF	5.70**	0.43	Confermata
H9a: DEP → PEOU	2.32*	0.37	Confermata Parzialmente
H10a: DEP → CF	5.15**	0.31	Confermata
H11a: PO → PEOU	2.32*	0.34	Confermata Parzialmente
H12a: PO → PUSF	3.68**	0.27	Confermata
H13a: PO → CI	4.85**	0.26	Confermata
H14a: ST → PI	2.20*	0.11	Confermata Parzialmente
H15a: CI → PI	1.32	0.17	Non Confermata
<hr/>			
H1b: CF → PUSF	7.36**	0.59	Confermata
H2b: CF → ST	4.51**	0.61	Confermata
H3b: PUSF → ST	2.09*	0.22	Confermata Parzialmente
H4b: PUSF → CI	6.29**	0.36	Confermata
H5b: ST → CI	7.75**	0.29	Confermata
H6b: CF → PEOU	3.38**	0.53	Confermata
H7b: PEOU → ST	16.61**	0.62	Confermata
H8b: DEP → PUSF	6.03**	0.38	Confermata
H9b: DEP → PEOU	1.17	0.14	Non Confermata
H10b: DEP → CF	8.90**	0.41	Confermata
H11b: PO → PEOU	1.73	0.32	Non Confermata
H12b: PO → PUSF	2.02*	0.21	Confermata Parzialmente
H13b: PO → CI	1.97*	0.18	Confermata Parzialmente
H14b: ST → PI	2.92**	0.14	Confermata
H15b: CI → PI	3.30**	0.27	Confermata

** → p < 0,01.

* → p < 0,05

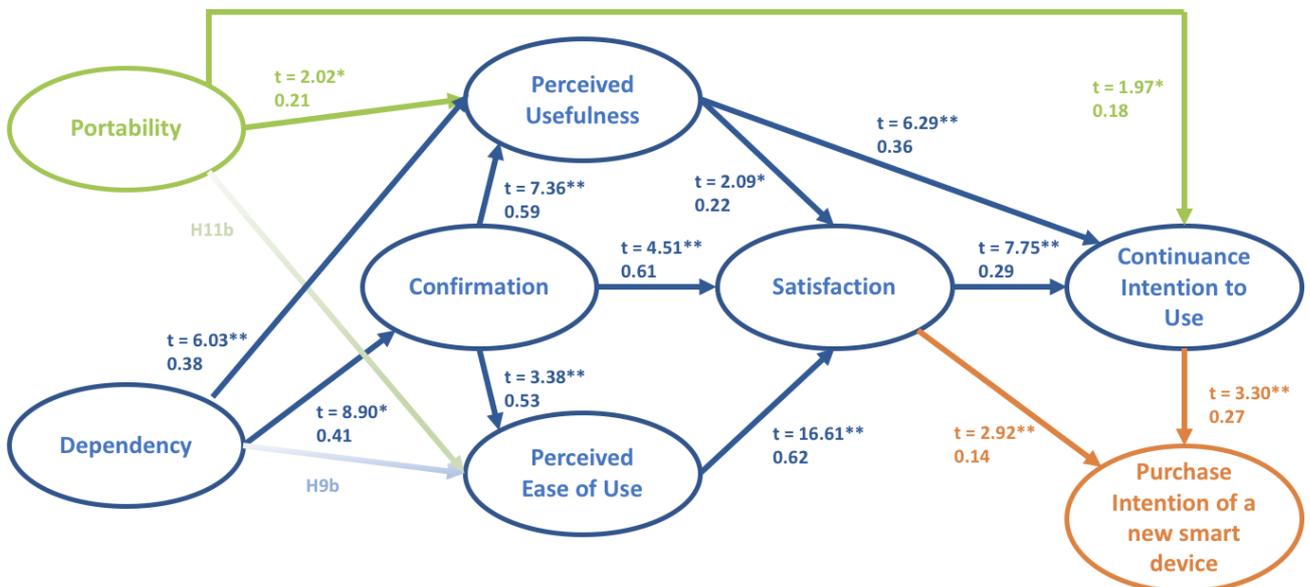
Grazie ai risultati ottenuti è ora possibile disegnare due modelli concettuali partendo da quello inizialmente proposto, uno per il campione degli smartphone e uno per quello degli smartwatch, evidenziando quali relazioni sono risultate significative e quali no. Lungo le linee che stabiliscono le relazioni tra le variabili, è stato inserito il valore statistico della *t* della IV, con il livello di significatività associato (un asterisco per quelle confermate al 95% e due asterischi per quelle al 99%), oltre al coefficiente del regressore.

Figura 3.1. Il modello concettuale per il campione degli smartphone



Fonte: creazione ad hoc

Figura 3.2. Il modello concettuale per il campione degli smartwatch



Fonte: creazione ad hoc

Una volta testate tutte le ipotesi proposte, ha senso interrogarsi su quali siano le principali differenze sulla base dei dati raccolti tra gli utenti smartphone e quelli smartwatch. Uno degli obiettivi di ricerca di questo studio consiste nell'estensione del modello a questa nuova categoria di smart device, cioè gli *wearable*, ed è proprio per questo che è interessante indagare sulle differenze che sono emerse tra i due campioni analizzati. Nello specifico, si intende analizzare se esiste una rilevante differenza statistica tra le medie dei due campioni relativamente alle variabili introdotte nel modello.

Per fare ciò, sono stati condotti diversi *Two independent-samples t test*, idonei a verificare le medie delle variabili su due gruppi indipendenti, come in questo caso lo sono il campione degli smartphone e quello degli smartwatch, cioè due gruppi di rispondenti completamente separati in quanto selezionati in maniera casuale ed estratti da due differenti popolazioni (Malhotra, Birks e Wills, 2012). Sulla base di queste premesse, le ipotesi sulle medie dei due campioni assumono questa forma:

$$H_0: \mu_1 = \mu_2$$

$$H_1: \mu_1 \neq \mu_2$$

dove l'ipotesi nulla, come spiegato in precedenza, afferma lo status quo delle cose, e quindi se ipotizzassimo che le medie dei due campioni, con riguardo a una determinata variabile, differiscano in maniera statisticamente rilevante (H_1), l'ipotesi nulla affermerebbe il contrario, e cioè che le due medie dei due campioni non presentano alcuna differenza statistica (H_0).

Dai risultati ottenuti attraverso quest'analisi, emerge che non è presente alcuna differenza statistica tra le medie dei due campioni per le variabili della *perceived usefulness*, *confirmation*, *satisfaction* e *continuance intention to use* (Appendice 20 - 23). Questa conclusione viene dettata dal fatto che nessun *p-value* è risultato inferiore al valore soglia di $\alpha/2$, e cioè $0.05/2 = 0.025$. Il valore soglia di 0.025 nasce in quanto il test da condurre in questo caso è definito come bidirezionale, dato che non è stata specificata una direzione specifica ma si vuole analizzare semplicemente se esiste una differenza (negativa o positiva che sia) tra i due campioni. In altre parole, gli utenti percepiscono entrambi i dispositivi come ugualmente utili, son soddisfatti del loro utilizzo e intendono continuare ad utilizzarli più o meno nella stessa misura. Tutt'altro discorso va fatto per le rimanenti quattro variabili. In particolare, le medie dei dati raccolti nei due gruppi riguardo la *portability* dimostrano un'evidente differenza statistica, rilevante ad un livello di significatività del 99%, essendo il *p-value* di questo test pari a 0.0006 (Appendice 24). Nello specifico, la media della *portability* degli smartwatch è risultata statisticamente più alta di quella degli smartphone, evidenziando una maggiore facilità nel trasporto percepita dello smartwatch, rispetto allo smartphone. Un risultato facilmente intuibile, in quanto gli *wearable*, per definizione, mirano ad essere estensioni del nostro corpo, facendo dell'*easy to carry* una delle caratteristiche fondamentali del device. Allo stesso modo, lo smartwatch è stato percepito più facile da utilizzare rispetto allo smartphone, dato che il risultato del t test ha evidenziato una differenza statistica significativa tra i due gruppi con un *p-value* pari 0.0025, tale da poter rifiutare l'ipotesi nulla ad un livello di confidenza del 99% (Appendice 25). Nello specifico, come anticipato, questa differenza indica una media degli smartwatch statisticamente superiore a quella degli smartphone. Per quanto riguarda invece la variabile della *dependency*, anche

in questo caso è stato possibile dimostrare una differenza significativa tra le medie dei due gruppi, in quanto il test ha fornito un *p-value* di 0.00001, che permette di rifiutare l'ipotesi nulla ad un livello di confidenza del 99% (Appendice 26). Nello specifico, la differenza tra il gruppo smartphone e il gruppo smartwatch è risultata positiva, che, tradotto, significa una più alta dipendenza degli utenti verso il proprio smartphone rispetto alla dipendenza degli utenti smartwatch. Una delle cause di questa differenza potrebbe essere data dal fatto che lo smartwatch è ancora, specialmente nel mercato italiano, un dispositivo “giovane”, poco diffuso e non ancora utilizzato al massimo delle sue potenzialità. Un'ulteriore causa, forse la più verosimile, è rappresentata dal fatto che lo smartwatch offre, complessivamente, meno funzionalità rispetto allo smartphone, generando così una minore *dependency* dell'utente, che per raggiungere i suoi obiettivi continua magari ad utilizzare strumenti più familiari e multifunzionali come il proprio smartphone o il proprio laptop. In conclusione, l'ultima differenza statisticamente significativa che è stata riscontrata tra i due gruppi riguarda le medie della *purchase intention* di un ulteriore smart device, diverso da quello già in possesso dal rispondente. Il *p-value* scaturito da quest'ultimo *two samples t test* è infatti pari a 0.00001, che permette di rifiutare l'ipotesi nulla dell'assenza di differenza statistica ad un livello di confidenza del 99% (Appendice 27). La differenza non è solo statistica, ma anche matematica. La media della *purchase intention* degli utenti smartphone è di 3.04, che mostra una specie di indifferenza nei confronti di un acquisto di un ulteriore smart device (essendo il valore 3 un punto neutro in una scala Likert da 5 punti), mentre la media del gruppo smartwatch è risultata notevolmente maggiore, per la precisione di 3.82. Gli utenti smartwatch hanno quindi evidenziato una maggiore propensione all'acquisto di ulteriori soluzioni IoT, disponibili quindi ad accettare nuove tecnologie. A supporto di questa tesi va aggiunto che il profilo degli utenti smartwatch è sicuramente un profilo più “smart friendly”, in quanto sono utenti che, in media, possiedono 3.88 dispositivi smart a testa (senza contare che l'ultima risposta alla domanda “Quanti dispositivi smart possiedi?” prevedeva un'affermazione di “5 o più”, e che quindi questa media di dispositivi per persona potrebbe essere ancora più alta), mentre la media degli utenti smartphone è di solo 2.5 dispositivi smart a persona. Concludendo, questo risultato fornisce una chiara indicazione ai *marketer* che operano nel settore IoT, suggerendo una maggiore propensione all'acquisto di nuovi dispositivi smart da parte degli utenti smartwatch, che rappresentano un profilo di consumatore più disponibile a comprare nuovi smart device, rispetto agli utenti smartphone, i quali mostrano un profilo più “basic” da questo punto di vista, più restii a provare nuove soluzioni che il mondo dell'IoT sta offrendo.

Discussione e Conclusione

Delle 30 ipotesi formulate in questa ricerca, 15 per ciascun dispositivo smart preso in considerazione, soltanto tre non sono state confermate, un risultato che può essere considerato discretamente soddisfacente. Partendo da alcune considerazioni generali, è stato dimostrato come l'obiettivo di ricerca di estendere il modello concettuale originale della *continuance intention* alla categoria degli *wearable*, usando lo smartwatch come campione rappresentativo, ha funzionato. Ben 13 delle 15 relazioni ipotizzate sono risultate infatti statisticamente significative, il che ha permesso di estendere alla categoria degli *wearable* molte considerazioni formulate in passato, ma riferite a differenti *information systems*. Inoltre, anche l'inserimento del costrutto della *portability* all'interno del modello già esistente si è rivelata una buona intuizione, in quanto questa variabile ha dimostrato di generare un impatto rilevante persino sulla *continuance intention to use* di entrambi i dispositivi. Questo risultato suggerisce ai marketer del mercato dell'IoT di cercare di rendere questi dispositivi sempre più facili da portare con sé, magari indirizzando la comunicazione proprio sul concetto dell'*easy to carry*. La dipendenza tecnologica invece è risultata statisticamente differente tra i due campioni, più precisamente minore per gli utenti smartwatch, tanto da rendere non significativa una delle tre relazioni ipotizzate (l'ipotesi *H9b*). Sebbene le cause di questa mancata giustificazione statistica per la relazione tra la *dependency* e la *facilità d'uso percepita* siano ancora sconosciute e meritevoli di approfondimento tramite ricerche future, è possibile ipotizzare che questa minore dipendenza tecnologica sia causata dal fatto che lo smartwatch è un dispositivo più "giovane" rispetto allo smartphone e poco diffuso nel mercato italiano. Ciò fa sì che le persone, per raggiungere alcuni dei propri obiettivi, utilizzino principalmente dispositivi tecnologici con i quali hanno maggiore familiarità. Lo smartwatch, inoltre, offre un ventaglio di funzionalità più ridotto di quello offerto da uno smartphone, generando così una minore *dependency* sull'utente. Una scoperta interessante riguarda invece la *satisfaction* degli utenti, un concetto che cattura l'attenzione di una vasta platea di marketer. È stato dimostrato dai risultati di questa ricerca che, sebbene sia la *confirmation*, sia la *perceived usefulness* e sia la *perceived ease of use* abbiano un'influenza significativa sulla soddisfazione dell'utente, la variabile più influente delle tre è proprio quella della *facilità d'uso percepita*. In altre parole, se si volesse puntare ad aumentare la soddisfazione di un utente smartphone o smartwatch, bisognerebbe rendere questi due dispositivi sempre più facili da utilizzare, migliorando le loro caratteristiche hardware e software verso una direzione più *user friendly*. Come è importante la soddisfazione dell'utente, lo è altrettanto la sua intenzione di continuare ad utilizzare una determinata tecnologia. Se quindi è vera l'assunzione per cui il momento iniziale dell'accettazione, e

cioè il primo utilizzo, è fondamentale per la diffusione di una tecnologia, l'intenzione di continuarla ad utilizzare rappresenta di fatto le possibilità che questa ha di sopravvivere all'interno di un mercato dinamico e in continua evoluzione come quello dei dispositivi smart. Se si volesse cercare di influenzare quindi la *continuance intention to use* di un utente smartphone, è stato dimostrato in questa ricerca che l'aspetto che più conta è quello della *perceived usefulness*. Lo smartphone, in altre parole, deve risultare utile agli occhi del suo utilizzatore. Inoltre in questo contesto gioca un ruolo importante anche la *portability*, seconda di importanza soltanto all'*utilità percepita* del dispositivo. Per quanto riguarda lo smartwatch invece, la variabile che più è in grado di influenzare la *continuance intention to use* di un utente, è proprio il suo grado di *satisfaction*. Una persona sarà più invogliata a continuare ad utilizzare il suo smartwatch specialmente se ritiene che l'esperienza di utilizzo del dispositivo sia, complessivamente, positiva. Il valore aggiunto di questa ricerca consiste nel fatto di aver rilevato una differenza statisticamente rilevante tra i due gruppi con riguardo alla loro intenzione di acquisto di ulteriori smart device. Gli utenti smartwatch hanno evidenziato una maggiore propensione ad acquistare ulteriori soluzioni IoT, diverse da quelle di cui sono già in possesso. Il loro è sicuramente un profilo "smart friendly", in quanto come detto precedentemente possiedono un numero maggiore di dispositivi IoT per persona rispetto al gruppo degli smartphone. I marketer del mondo IoT dovranno quindi avere un occhio di riguardo per questa tipologia di utenti, che potrebbero essere considerati come veri e propri *lead* se volessimo posizionarli in una delle fasi della *customer journey*. È interessante notare, oltretutto, come per questi utenti a influenzare maggiormente la *purchase intention* di ulteriori smart device sia proprio la *continuance intention to use* del proprio smartwatch, un fenomeno che era stato ipotizzato proprio in uno degli obiettivi di ricerca. Gli utenti smartwatch, in conclusione, sono consumatori molto più disponibili a considerare l'acquisto di nuovi dispositivi smart, al contrario di un utente "base" che magari possiede soltanto un paio di dispositivi, tra i più comuni, come smartphone e laptop.

Giunti alla fine di questo elaborato, è doveroso spendere qualche parola anche per tenere in considerazione quale siano i limiti presenti nella ricerca. Una delle limitazioni di questo studio risiede nel fatto che il nuovo modello proposto, come anche i modelli originali della *continuance intention*, sono applicabili a dispositivi definiti come *media system*, quindi veicolatori di informazioni. È importante chiarire questo concetto, in quanto non tutti i dispositivi IoT possiedono questa caratteristica. Si prenda come esempio un termostato intelligente, capace di accendersi e spengersi da solo in relazione alla temperatura esterna rilevata. Questo particolare dispositivo smart non rientra nella categoria degli *information system* definita come *media systems*, proprio a causa della sua natura e delle sue specifiche funzionalità. In termini di ricerche future invece, esistono diversi possibili argomenti meritevoli di ulteriori approfondimenti. Primo, potrebbe essere interessante andare a capire

quali sono le cause che non hanno permesso di confermare le tre ipotesi in questa ricerca. Secondo, potrebbe essere stimolante prendere in considerazione l'effetto che alcune variabili, intese come moderatrici, possono generare sul modello proposto, come ad esempio l'età e/o il genere. Terzo ed ultimo spunto per gettare le basi di future ricerche, sarebbe interessante estendere ulteriormente questo modello ad altre tecnologie IoT, purché queste siano considerate come veri e propri *information media system*.

Appendice

```

3 . *APPENDICE 1
4 . *H1: CF -> PUSF
5 . *Smartphone
6 . reg PUSFP CFP, beta

```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	31.7635326	1	31.7635326	F(1, 198)	=	67.36
Residual	93.3614674	198	.471522563	Prob > F	=	0.0000
Total	125.125	199	.628768844	R-squared	=	0.2539
				Adj R-squared	=	0.2501
				Root MSE	=	.68668

PUSFP	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
CFP	.646257	.0787394	8.21	0.000	.5038397
_cons	.9459809	.3119357	3.03	0.003	.

```

7 . *Smartwatch
8 . reg PUSFW CFW, beta

```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	42.1421187	1	42.1421187	F(1, 198)	=	54.14
Residual	154.121631	198	.778392077	Prob > F	=	0.0000
Total	196.26375	199	.98625	R-squared	=	0.2147
				Adj R-squared	=	0.2108
				Root MSE	=	.88227

PUSFW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
CFW	.586924	.0797669	7.36	0.000	.4633809
_cons	1.15393	.3138963	3.68	0.000	.

```

9 .
10 . *APPENDICE 2
11 . *H2 e H3: CF + PUSF -> ST
12 . *Smartphone
13 . reg STP CFP PUSFP, beta

```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
--------	----	----	----	---------------	---	-----

Model	69.5541603	2	34.7770802	F(2, 197)	=	17.72
Residual	386.705527	197	1.96297222	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.1524
				Adj R-squared	=	0.1438
Total	456.259688	199	2.29276225	Root MSE	=	1.4011

STP	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
CFP	.6469146	.1859885	3.48	0.001	.2641192
PUSFP	.3509322	.1450017	2.42	0.016	.1837762
_cons	-.484832	.6510732	-0.74	0.457	.

14 . vif

Variable	VIF	1/VIF
CFP	1.34	0.746146
PUSFP	1.34	0.746146
Mean VIF	1.34	

15 . *Smartwatch

16 . reg STW CFW PUSFW, beta

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	75.5580729	2	37.7790364	F(2, 197)	=	21.30
Residual	349.441927	197	1.77381689	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.1778
				Adj R-squared	=	0.1694
Total	425	199	2.13567839	Root MSE	=	1.3318

STW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
CFW	.6126344	.1358834	4.51	0.000	.3286875
PUSFW	.2245032	.1072809	2.09	0.038	.1525626
_cons	.3200339	.4897546	0.65	0.514	.

17 . vif

Variable	VIF	1/VIF
CFW	1.27	0.785278
PUSFW	1.27	0.785278
Mean VIF	1.27	

18 .

19 . *APPENDICE 3

```
20 . *H4: PUSF -> CI
21 . *Smartphone
22 . reg CIP PUSFP, beta
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	18.9740301	1	18.9740301	F(1, 198)	=	70.33
Residual	53.4209683	198	.26980287	Prob > F	=	0.0000
Total	72.3949984	199	.363793962	R-squared	=	0.2621
				Adj R-squared	=	0.2584
				Root MSE	=	.51943

CIP	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
PUSFP	.3894106	.0464356	8.39	0.000	.5119476
_cons	2.675132	.165491	16.16	0.000	.

```
23 . *Smartwatch
24 . reg CIW PUSFW, beta
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	24.9747266	1	24.9747266	F(1, 198)	=	39.58
Residual	124.934162	198	.630980618	Prob > F	=	0.0000
Total	149.908889	199	.753310999	R-squared	=	0.1666
				Adj R-squared	=	0.1624
				Root MSE	=	.79434

CIW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
PUSFW	.3567224	.0567006	6.29	0.000	.4081659
_cons	2.710901	.2017509	13.44	0.000	.

```
25 .
26 . *APPENDICE 4
27 . *H5: ST -> CI
28 . *Smartphone
29 . reg CIP STP, beta
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	3.87996231	1	3.87996231	F(1, 198)	=	11.21
Residual	68.5150361	198	.346035536	Prob > F	=	0.0010
Total	72.3949984	199	.363793962	R-squared	=	0.0536
				Adj R-squared	=	0.0488
				Root MSE	=	.58825

CIP	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
STP	.0922163	.0275394	3.35	0.001	.2315045

_cons	3.727132	.0991023	37.61	0.000	.
-------	----------	----------	-------	-------	---

```
30 . *Smartwatch
31 . reg CIW STW, beta
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	34.9064467	1	34.9064467	F(1, 198)	=	60.10
Residual	115.002442	198	.580820415	Prob > F	=	0.0000
Total	149.908889	199	.753310999	R-squared	=	0.2329
				Adj R-squared	=	0.2290
				Root MSE	=	.76212

CIW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
STW	.2865882	.036968	7.75	0.000	.4825465
_cons	2.941271	.1384575	21.24	0.000	.

```
32 .
33 . *APPENDICE 5
34 . *Modello regressione multipla per capire gli effetti sulla CI
35 . *Smartphone
36 . reg CIP STP PUSFP, beta
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	19.3604387	2	9.68021936	F(2, 197)	=	35.96
Residual	53.0345597	197	.269210963	Prob > F	=	0.0000
Total	72.3949984	199	.363793962	R-squared	=	0.2674
				Adj R-squared	=	0.2600
				Root MSE	=	.51886

CIP	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
STP	.0306825	.0256103	1.20	0.232	.077027
PUSFP	.3708463	.0489044	7.58	0.000	.4875416
_cons	2.639426	.1679745	15.71	0.000	.

```
37 . *Smartwatch
38 . reg CIW STW PUSFW, beta
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	46.1692827	2	23.0846414	F(2, 197)	=	43.84
Residual	103.739606	197	.526596986	Prob > F	=	0.0000
Total	149.908889	199	.753310999	R-squared	=	0.3080
				Adj R-squared	=	0.3010
				Root MSE	=	.72567

CIW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
STW	.2344774	.0369597	6.34	0.000	.3948043
PUSFW	.2515285	.0543879	4.62	0.000	.2878018
_cons	2.261454	.1974557	11.45	0.000	.

```

39 .
40 . *APPENDICE 6
41 . *H6: CF -> PEOU
42 . *Smartphone
43 . reg PEOUP CFP, beta

```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	37.9951717	1	37.9951717	F(1, 198)	=	16.48
Residual	456.615937	198	2.3061411	Prob > F	=	0.0001
Total	494.611109	199	2.48548296	R-squared	=	0.0768
				Adj R-squared	=	0.0722
				Root MSE	=	1.5186

PEOUP	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
CFP	.7068139	.1741341	4.06	0.000	.2771611
_cons	.4506683	.6898533	0.65	0.514	.

```

44 . *Smartwatch
45 . reg PEOUW CFW, beta

```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	34.8130015	1	34.8130015	F(1, 198)	=	11.43
Residual	603.273657	198	3.04683665	Prob > F	=	0.0009
Total	638.086658	199	3.20646562	R-squared	=	0.0546
				Adj R-squared	=	0.0498
				Root MSE	=	1.7455

PEOUW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
CFW	.5334508	.157815	3.38	0.001	.2335774
_cons	1.672658	.6210286	2.69	0.008	.

```

46 .
47 . *APPENDICE 7
48 . *H7: PEOU -> ST
49 . *Smartphone
50 . reg STP PEOUP, beta

```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
				F(1, 198)	=	256.52

Model	257.500766	1	257.500766	Prob > F	=	0.0000
Residual	198.758922	198	1.00383294	R-squared	=	0.5644
Total	456.259688	199	2.29276225	Adj R-squared	=	0.5622
				Root MSE	=	1.0019

STP	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
PEOUP	.7215349	.0450504	16.02	0.000	.7512478
_cons	.9453128	.1613031	5.86	0.000	.

```
51 . *Smartwatch
52 . reg STW PEOUW, beta
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	247.479729	1	247.479729	F(1, 198)	=	276.03
Residual	177.520271	198	.896567026	Prob > F	=	0.0000
Total	425	199	2.13567839	R-squared	=	0.5823
				Adj R-squared	=	0.5802
				Root MSE	=	.94687

STW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
PEOUW	.6227733	.0374845	16.61	0.000	.7630893
_cons	1.127056	.1550215	7.27	0.000	.

```
53 .
54 . *APPENDICE 8
55 . *Per le ipotesi H2,3 e 7, testo un modello di regressione multipla per vedere qual
56 . *Smartphone
57 . reg STP CFP PUSFP PEOUP, beta
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	273.408917	3	91.1363057	F(3, 196)	=	97.69
Residual	182.85077	196	.932912094	Prob > F	=	0.0000
Total	456.259688	199	2.29276225	R-squared	=	0.5992
				Adj R-squared	=	0.5931
				Root MSE	=	.96587

STP	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
CFP	.2497343	.1310031	1.91	0.058	.1019603
PUSFP	.2323937	.1002835	2.32	0.022	.1216999
PEOUP	.6703133	.0453459	14.78	0.000	.6979169
_cons	-.6747857	.4490255	-1.50	0.135	.

```
58 . *Smartwatch
```

59 . reg STW CFW PUSFW PEOUW, beta

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	269.472323	3	89.8241077	F(3, 196)	=	113.20
Residual	155.527677	196	.793508556	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.6341
				Adj R-squared	=	0.6285
Total	425	199	2.13567839	Root MSE	=	.89079

STW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
CFW	.4317596	.0916176	4.71	0.000	.2316455
PUSFW	.0078534	.0730798	0.11	0.915	.0053369
PEOUW	.5774322	.0369379	15.63	0.000	.7075324
_cons	-.395814	.3307521	-1.20	0.233	.

60 .
 61 . *APPENDICE 9
 62 . *H8: DP -> PUSF
 63 . *Smartphone
 64 . reg PUSFP DPP, beta

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	17.6312345	1	17.6312345	F(1, 198)	=	32.48
Residual	107.493765	198	.542897806	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.1409
				Adj R-squared	=	0.1366
Total	125.125	199	.628768844	Root MSE	=	.73682

PUSFP	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
DPP	.4299427	.0754446	5.70	0.000	.3753784
_cons	2.239392	.2229914	10.04	0.000	.

65 . *Smartwatch
 66 . reg PUSFW DPW, beta

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	30.4746512	1	30.4746512	F(1, 198)	=	36.40
Residual	165.789099	198	.837318681	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.1553
				Adj R-squared	=	0.1510
Total	196.26375	199	.98625	Root MSE	=	.91505

PUSFW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
DPW	.3805235	.063075	6.03	0.000	.3940482

_cons	2.557094	.1566109	16.33	0.000	.
-------	----------	----------	-------	-------	---

```

67 .
68 . *APPENDICE 10
69 . *H9: DP -> PEOU
70 . *Smartphone
71 . reg PEOUP DPP, beta
    
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	13.0766921	1	13.0766921	F(1, 198)	=	5.38
Residual	481.534417	198	2.431992	Prob > F	=	0.0214
				R-squared	=	0.0264
				Adj R-squared	=	0.0215
Total	494.611109	199	2.48548296	Root MSE	=	1.5595

PEOUP	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
DPP	.3702697	.1596799	2.32	0.021	.1625987
_cons	2.152553	.4719654	4.56	0.000	.

```

72 . *Smartwatch
73 . reg PEOUW DPW, beta
    
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	4.40071755	1	4.40071755	F(1, 198)	=	1.38
Residual	633.685941	198	3.20043404	Prob > F	=	0.2424
				R-squared	=	0.0069
				Adj R-squared	=	0.0019
Total	638.086658	199	3.20646562	Root MSE	=	1.789

PEOUW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
DPW	.1446019	.1233152	1.17	0.242	.0830466
_cons	3.403039	.3061829	11.11	0.000	.

```

74 .
75 . *APPENDICE 11
76 . *H10: DP -> CF
77 . *Smartphone
78 . reg CFP DPP, beta
    
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	8.9979172	1	8.9979172	F(1, 198)	=	26.57
Residual	67.0554194	198	.338663734	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.1183
				Adj R-squared	=	0.1139
Total	76.0533366	199	.382177571	Root MSE	=	.58195

CFP	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
DPP	.3071427	.0595873	5.15	0.000	.3439631
_cons	3.030639	.1761219	17.21	0.000	.

```
79 . *Smartwatch
80 . reg CFW DPW, beta
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	34.9330344	1	34.9330344	F(1, 198)	=	79.14
Residual	87.4025217	198	.441426877	Prob > F	=	0.0000
Total	122.335556	199	.614751538	R-squared	=	0.2856
				Adj R-squared	=	0.2819
				Root MSE	=	.6644

CFW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
DPW	.4074087	.0457975	8.90	0.000	.5343697
_cons	2.93547	.1137119	25.81	0.000	.

```
81 .
82 . *APPENDICE 12
83 . *H11: PO -> PEOU
84 . *Smartphone
85 . reg PEOUP POP, beta
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	13.1145637	1	13.1145637	F(1, 198)	=	5.39
Residual	481.496545	198	2.43180073	Prob > F	=	0.0212
Total	494.611109	199	2.48548296	R-squared	=	0.0265
				Adj R-squared	=	0.0216
				Root MSE	=	1.5594

PEOUP	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
POP	.3426156	.1475347	2.32	0.021	.162834
_cons	1.74913	.6414886	2.73	0.007	.

```
86 . *Smartwatch
87 . reg PEOUW POW, beta
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	9.46059832	1	9.46059832	F(1, 198)	=	2.98
Residual	628.62606	198	3.17487909	Prob > F	=	0.0859
				R-squared	=	0.0148

Total | 638.086658 199 3.20646562 Adj R-squared = 0.0099
 Root MSE = 1.7818

PEOUW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
POW	.3206017	.1857249	1.73	0.086	.1217642
_cons	2.277674	.8507154	2.68	0.008	.

```
88 .
89 . *APPENDICE 13
90 . *Modello di regressione multipla per capire gli effetti sulla PEOU
91 . *Smartphone
92 . reg PEOUP POP DPP CFP, beta
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	43.8307643	3	14.6102548	F(3, 196)	=	6.35
Residual	450.780345	196	2.29989972	Prob > F	=	0.0004
				R-squared	=	0.0886
				Adj R-squared	=	0.0747
Total	494.611109	199	2.48548296	Root MSE	=	1.5165

PEOUP	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
POP	.1839973	.1536679	1.20	0.233	.0874479
DPP	.1183332	.1717235	0.69	0.492	.0519644
CFP	.6066094	.187273	3.24	0.001	.2378682
_cons	-.2853962	.8361344	-0.34	0.733	.

```
93 . *Smartwatch
94 . reg PEOUW POW DPW CFW, beta
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	40.4101726	3	13.4700575	F(3, 196)	=	4.42
Residual	597.676486	196	3.04936983	Prob > F	=	0.0050
				R-squared	=	0.0633
				Adj R-squared	=	0.0490
Total	638.086658	199	3.20646562	Root MSE	=	1.7462

PEOUW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
POW	.2139341	.1858886	1.15	0.251	.0812519
DPW	-.10959	.1425679	-0.77	0.443	-.0629389
CFW	.5735888	.1887442	3.04	0.003	.2511523
_cons	.7965329	.9547213	0.83	0.405	.

```
95 .
```

```

97 . *H12: PO -> PUSF
98 . *Smartphone
99 . reg PUSFP POP, beta

```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	8.01100197	1	8.01100197	F(1, 198)	=	13.54
Residual	117.113998	198	.591484839	Prob > F	=	0.0003
Total	125.125	199	.628768844	R-squared	=	0.0640
				Adj R-squared	=	0.0593
				Root MSE	=	.76908

PUSFP	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
POP	.2677772	.0727616	3.68	0.000	.2530296
_cons	2.328021	.3163711	7.36	0.000	.

```

100 . *Smartwatch
101 . reg PUSFW POW, beta

```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	3.95452034	1	3.95452034	F(1, 198)	=	4.07
Residual	192.30923	198	.971258736	Prob > F	=	0.0450
Total	196.26375	199	.98625	R-squared	=	0.0201
				Adj R-squared	=	0.0152
				Root MSE	=	.98552

PUSFW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
POW	.2072781	.1027245	2.02	0.045	.1419472
_cons	2.47853	.4705309	5.27	0.000	.

```

102 . *Modello di regressione multipla per capire gli effetti sulla PUSF
103 . *Smartphone
104 . reg PUSFP POP DPP CFP, beta

```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	38.3319909	3	12.7773303	F(3, 196)	=	28.85
Residual	86.7930091	196	.442821475	Prob > F	=	0.0000
Total	125.125	199	.628768844	R-squared	=	0.3063
				Adj R-squared	=	0.2957
				Root MSE	=	.66545

PUSFP	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
POP	.0891102	.0674284	1.32	0.188	.0842025
DPP	.2356776	.0753511	3.13	0.002	.2057676

_cons	.345766	.3668901	0.94	0.347	.
-------	---------	----------	------	-------	---

```
105 . *Smartwatch
106 . reg PUSFW POW DPW CFW, beta
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	48.3988042	3	16.1329347	F(3, 196)	=	21.38
Residual	147.864946	196	.754412989	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.2466
				Adj R-squared	=	0.2351
Total	196.26375	199	.98625	Root MSE	=	.86857

PUSFW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
POW	.0644339	.0924597	0.70	0.487	.0441254
DPW	.1955762	.0709122	2.76	0.006	.2025275
CFW	.4388	.09388	4.67	0.000	.3464359
_cons	.9910893	.4748715	2.09	0.038	.

```
107 .
108 . *APPENDICE 15
109 . *H13: PO -> CI
110 . *Smartphone
111 . reg CIP POP, beta
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	7.67540791	1	7.67540791	F(1, 198)	=	23.48
Residual	64.7195905	198	.326866619	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.1060
				Adj R-squared	=	0.1015
Total	72.3949984	199	.363793962	Root MSE	=	.57172

CIP	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
POP	.2621084	.0540898	4.85	0.000	.325609
_cons	2.905636	.2351853	12.35	0.000	.

```
112 . *Smartwatch
113 . reg CIW POW, beta
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	2.88975914	1	2.88975914	F(1, 198)	=	3.89
Residual	147.01913	198	.742520857	Prob > F	=	0.0499
				R-squared	=	0.0193
				Adj R-squared	=	0.0143
Total	149.908889	199	.753310999	Root MSE	=	.8617

CIW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
POW	.1771892	.0898175	1.97	0.050	.1388408
_cons	3.127333	.4114102	7.60	0.000	.

```

114 .
115 . *APPENDICE 16
116 . *Per le ipotesi H4, 5 e 13, testo un modello di regressione multipla per vedere qu
117 . *Smartphone
118 . reg CIP STP PUSFP POP, beta

```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	22.169437	3	7.38981232	F(3, 196)	=	28.84
Residual	50.2255615	196	.256252865	Prob > F	=	0.0000
Total	72.3949984	199	.363793962	R-squared	=	0.3062
				Adj R-squared	=	0.2956
				Root MSE	=	.50621

CIP	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
STP	.0233418	.0250845	0.93	0.353	.0585985
PUSFP	.3359467	.0488634	6.88	0.000	.4416601
POP	.164542	.0496976	3.31	0.001	.2044053
_cons	2.07989	.2354108	8.84	0.000	.

```

119 . *Smartwatch
120 . reg CIW STW PUSFW POW, beta

```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	46.3082412	3	15.4360804	F(3, 196)	=	29.20
Residual	103.600648	196	.528574733	Prob > F	=	0.0000
Total	149.908889	199	.753310999	R-squared	=	0.3089
				Adj R-squared	=	0.2983
				Root MSE	=	.72703

CIW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
STW	.2318486	.0373823	6.20	0.000	.3903778
PUSFW	.2488558	.0547387	4.55	0.000	.2847438
POW	.0396271	.0772865	0.51	0.609	.0310508
_cons	2.100147	.3716333	5.65	0.000	.

```

121 .
122 . *APPENDICE 17
123 . *H14: ST -> PI

```

125 . reg PIP STP, beta

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	
Model	5.76374941	1	5.76374941	F(1, 198)	=	4.83
Residual	236.222363	198	1.19304224	Prob > F	=	0.0291
Total	241.986112	199	1.21601061	R-squared	=	0.0238
				Adj R-squared	=	0.0189
				Root MSE	=	1.0923

PIP	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
STP	.1123949	.0511354	2.20	0.029	.1543325
_cons	2.674557	.1840143	14.53	0.000	.

126 . *Smartwatch

127 . reg PIW STW, beta

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	
Model	8.44237542	1	8.44237542	F(1, 198)	=	8.52
Residual	196.204289	198	.990930751	Prob > F	=	0.0039
Total	204.646664	199	1.0283752	R-squared	=	0.0413
				Adj R-squared	=	0.0364
				Root MSE	=	.99546

PIW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
STW	.1409412	.0482867	2.92	0.004	.2031094
_cons	3.337086	.1808495	18.45	0.000	.

128 .

129 . *APPENDICE 18

130 . *H15: CI -> PI

131 . *Smartphone

132 . reg PIP CIP, beta

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	
Model	2.09639745	1	2.09639745	F(1, 198)	=	1.73
Residual	239.889715	198	1.21156422	Prob > F	=	0.1899
Total	241.986112	199	1.21601061	R-squared	=	0.0087
				Adj R-squared	=	0.0037
				Root MSE	=	1.1007

PIP	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
CIP	.1701698	.1293656	1.32	0.190	.0930768
_cons	2.356166	.5269081	4.47	0.000	.

```
133 . *Smartwatch
134 . reg PIW CIW, beta
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	10.6577405	1	10.6577405	F(1, 198)	=	10.88
Residual	193.988924	198	.979742038	Prob > F	=	0.0012
				R-squared	=	0.0521
				Adj R-squared	=	0.0473
Total	204.646664	199	1.0283752	Root MSE	=	.98982

PIW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
CIW	.2666361	.080843	3.30	0.001	.2282077
_cons	2.775454	.3253308	8.53	0.000	.

```
135 .
136 . *APPENDICE 19
137 . *Per le ipotesi H14 e 15, testo un modello di regressione multipla per vedere qual
138 . *Smartwatch
139 . reg PIW STW CIW, beta
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	200
Model	12.9644042	2	6.48220209	F(2, 197)	=	6.66
Residual	191.68226	197	.973006395	Prob > F	=	0.0016
				R-squared	=	0.0634
				Adj R-squared	=	0.0538
Total	204.646664	199	1.0283752	Root MSE	=	.98641

PIW	Coef.	Std. Err.	t	P> t	Beta
STW	.084112	.054629	1.54	0.125	.1212132
CIW	.1982956	.0919823	2.16	0.032	.1697167
_cons	2.753845	.3245142	8.49	0.000	.

```
140 .
141 .
142 . *Differenza tra le medie
143 .
144 . *APPENDICE 20
145 . *perceived usefulness
146 . ttest PUSFP == PUSFW, unpaired
```

Two-sample t test with equal variances

Variable	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]

PUSFW	200	3.4175	.0702229	.9931012	3.279024	3.555976
combined	400	3.44625	.0448975	.89795	3.357985	3.534515
diff		.0575	.0898615		-.1191626	.2341626

diff = mean(PUSFP) - mean(PUSFW) t = 0.6399
 Ho: diff = 0 degrees of freedom = 398

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0
 Pr(T < t) = 0.7387 Pr(|T| > |t|) = 0.5226 Pr(T > t) = 0.2613

```
147 .
148 . *APPENDICE 21
149 . *confirmation
150 . ttest CFP == CFW, unpaired
```

Two-sample t test with equal variances

Variable	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
CFP	200	3.913333	.0437137	.6182051	3.827132	3.999535
CFW	200	3.856667	.0554415	.7840609	3.747338	3.965995
combined	400	3.885	.0352853	.7057054	3.815632	3.954368
diff		.0566667	.070602		-.0821328	.1954662

diff = mean(CFP) - mean(CFW) t = 0.8026
 Ho: diff = 0 degrees of freedom = 398

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0
 Pr(T < t) = 0.7887 Pr(|T| > |t|) = 0.4227 Pr(T > t) = 0.2113

```
151 .
152 . *APPENDICE 22
153 . *satisfaction
154 . ttest STP == STW, unpaired
```

Two-sample t test with equal variances

Variable	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
STP	200	3.26625	.1070692	1.514187	3.055114	3.477386
STW	200	3.45	.1033363	1.461396	3.246225	3.653775
combined	400	3.358125	.0744502	1.489004	3.211761	3.504489
diff		-.18375	.1488026		-.4762873	.1087873

diff = mean(STP) - mean(STW) t = -1.2349


```

Two-sample t test with equal variances
-----
Variable      |      Obs      |      Mean      |      Std. Err.      |      Std. Dev.      |      [95% Conf. Interval]
-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
      PEOUP      |      200      |      3.216667      |      .1114783      |      1.576541      |      2.996836      |      3.436497
      PEOUW      |      200      |      3.73      |      .1266188      |      1.790661      |      3.480313      |      3.979687
-----|-----|-----|-----|-----|-----|
combined      |      400      |      3.473333      |      .0852186      |      1.704372      |      3.3058      |      3.640867
-----|-----|-----|-----|-----|-----|
      diff      |      |      -.5133333      |      .1687002      |      |      -.8449881      |      -.1816785
-----|-----|-----|-----|-----|-----|
      diff = mean(PEOUP) - mean(PEOUW)                                t =      -3.0429
Ho: diff = 0                                                            degrees of freedom =      398

      Ha: diff < 0              Ha: diff != 0              Ha: diff > 0
Pr(T < t) = 0.0012              Pr(|T| > |t|) = 0.0025              Pr(T > t) = 0.9988

167 .
168 . *APPENDICE 26
169 . *dependency
170 . ttest DPP == DPW, unpaired

```

```

Two-sample t test with equal variances
-----
Variable      |      Obs      |      Mean      |      Std. Err.      |      Std. Dev.      |      [95% Conf. Interval]
-----|-----|-----|-----|-----|-----|
      DPP      |      200      |      2.873889      |      .0489541      |      .6923158      |      2.777353      |      2.970424
      DPW      |      200      |      2.261111      |      .0727187      |      1.028398      |      2.117713      |      2.404509
-----|-----|-----|-----|-----|-----|
combined      |      400      |      2.5675      |      .0463852      |      .9277044      |      2.47631      |      2.65869
-----|-----|-----|-----|-----|-----|
      diff      |      |      .6127778      |      .0876614      |      |      .4404405      |      .785115
-----|-----|-----|-----|-----|-----|
      diff = mean(DPP) - mean(DPW)                                t =      6.9903
Ho: diff = 0                                                            degrees of freedom =      398

      Ha: diff < 0              Ha: diff != 0              Ha: diff > 0
Pr(T < t) = 1.0000              Pr(|T| > |t|) = 0.0000              Pr(T > t) = 0.0000

171 .
172 . *APPENDICE 27
173 . *purchase intention
174 . ttest PIP == PIW, unpaired

```

```

Two-sample t test with equal variances
-----
Variable      |      Obs      |      Mean      |      Std. Err.      |      Std. Dev.      |      [95% Conf. Interval]
-----|-----|-----|-----|-----|-----|
      PIP      |      200      |      3.041667      |      .0779747      |      1.102729      |      2.887904      |      3.195429
      PIW      |      200      |      3.823333      |      .0717069      |      1.014088      |      3.68193      |      3.964736
-----|-----|-----|-----|-----|-----|

```

User: Daniele Agostini

combined	400	3.4325	.0564029	1.128058	3.321616	3.543384
diff		-.7816667	.1059336		-.989926	-.5734073

diff = mean(**PIP**) - mean(**PIW**) t = -7.3788
Ho: diff = 0 degrees of freedom = 398

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0
Pr(T < t) = 0.0000 Pr(|T| > |t|) = 0.0000 Pr(T > t) = 1.0000

175 .
end of do-file

176 . log close
name: <unnamed>
log: /Users/Daniel/Desktop/Tesi Magistrale/Analisi/FINALE.smcl
log type: smcl
closed on: 14 Jun 2018, 22:00:47

Bibliografia

- Ajzen, I. (1991) 'The Theory of Planned Behaviour', *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50, pp. 179–211.
- Anderson, E. W. and Sullivan, M. W. (1993) 'The Antecedents and Consequences of Customer Satisfaction for Firms', *Marketing Science*, 12(2), pp. 125–143. doi: 10.1287/mksc.12.2.125.
- Ashton, K. (2009) *That 'Internet of Things' Thing*, *RFID Journal*. Available at: <http://www.rfidjournal.com/articles/view?4986>.
- Babbie, E. R. (1990) 'Survey Research', *Survey Research Methods*. doi: 10.4018/978-1-4666-7409-7.ch020.
- Ball-Rokeach, S. J. (1985) 'The origins of individual media-system dependency', *Communication Research*, 12(4), pp. 485–510.
- Ball-Rokeach, S. J. and DeFleur, M. L. (1976) 'A Dependency Model of Mass-Media Effects', *Communication Research*, 3(1), pp. 3–21. doi: 10.1177/009365027600300101.
- 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.
- Bhattacharjee, A. (2001) 'Understanding Information Systems Continuance: An Expectation-Confirmation Model', *MIS Quarterly*, 25(3), p. 351. doi: 10.2307/3250921.
- Business Insider (2018) *What is Internet of Things (IoT)? Meaning & Definition*. Available at: <http://www.businessinsider.com/internet-of-things-definition?IR=T>.
- Carillo, K., Scornavacca, E. and Za, S. (2017) 'The role of media dependency in predicting continuance intention to use ubiquitous media systems', *Information and Management*. Elsevier B.V., 54(3), pp. 317–335. doi: 10.1016/j.im.2016.09.002.
- Carnegie Mellon University (2006) *Coke Machine*. Available at: <https://www.cs.cmu.edu/~coke/>.
- Chatterjee, S. *et al.* (2009) 'Examining the success factors for mobile work in healthcare: A deductive study', *Decision Support Systems*, 46(3), pp. 620–633. doi: 10.1016/j.dss.2008.11.003.
- Chiacchierini, E. (2012) *Tecnologia e Produzione*. CEDAM.
- 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.

- 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.
- Data Never Sleeps (2018) *Every Minute of the Day*. Available at: <https://www.domo.com/learn/data-never-sleeps-5>.
- 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.
- Dodds, W. B., Monroe, K. B. and Grewal, D. (1991) ‘Effects of Price, Brand, and Store Information on Buyers’ Product Evaluations’, *Journal of Marketing Research*, 28(3), p. 307. doi: 10.2307/3172866.
- Faulkner, C. (2017) *What is NFC? Everything you need to know*, *Techradar.com*. Available at: <https://www.techradar.com/news/what-is-nfc>.
- Fazio, R. H. and Zanna, M. P. (1981) ‘Direct Experience And Attitude-Behavior Consistency’, in, pp. 161–202. doi: 10.1016/S0065-2601(08)60372-X.
- Fuchs, C. *et al.* (2010) ‘Theoretical Foundations of the Web: Cognition, Communication, and Co-Operation. Towards an Understanding of Web 1.0, 2.0, 3.0’, *Future Internet*, 2(4), pp. 41–59. doi: 10.3390/fi2010041.
- Gartner (2016) *Forecast: Internet of Things — Endpoints and Associated Services, Worldwide, 2016*.
- Gillies, J. and Cailliau, R. (2000) *How the Web was born: the story of the Worl Wide Web*. Oxford University Press.
- Google (2018) *Google Duplex, Keynote (Google I/O '18)*. Available at: <https://www.youtube.com/watch?v=ogfYd705cRs&t=59s>.
- Grant, A. E., Guthrie, K. K. and Ball-Rokeach, S. J. (1991) ‘Television Shopping’, *Communication Research*, 18(6), pp. 773–798. doi: 10.1177/009365091018006004.
- GrowthEnabler (2017) ‘Discover Key Trends & Insights on Disruptive Technologies & IoT innovations’, *Market Pulse Report, Internet of Things (IoT)*, (April).
- Hair, J. F. *et al.* (1995) *Multivariate data analysis: with readings, Statistics*. doi: 10.2307/2983017.
- Hellier, P. K. *et al.* (2003) ‘Customer repurchase intention’, *European Journal of Marketing*, 37(11/12), pp. 1762–1800. doi: 10.1108/03090560310495456.
- Hoffman, D. L. and Novak, T. P. (2015) ‘Emergent Experience and the Connected Consumer in the Smart Home Assemblage and the Internet of Things’, *SSRN Electronic Journal*. doi: 10.2139/ssrn.2648786.
- Hoffman, D. L. and Novak, T. P. (2016) ‘How to Market the Smart Home: Focus on Emergent Experience, Not Use Cases’, *SSRN Electronic Journal*. doi: 10.2139/ssrn.2840976.

IBM (2018) *The Four V's of Big Data*. Available at: <http://www.ibmbigdatahub.com/infographic/four-vs-big-data>.

Internet Live Stats (2018) *Internet Live Stats*. Available at: <http://www.internetlivestats.com/>.

Isaacson, W. (2014) *The Innovators: How a Group of Inventors, Hackers, Geniuses and Geeks Created the Digital Revolution*. Simon & Schuster.

Junglas, I. and Watson, R. T. (2006) 'The U-Constructs : Four Information Drives', *Communications of the Association for Information Systems*, 17(1), pp. 569–592.

Kakahara, M. and Sorensen, C. (2002) 'Mobility: an extended perspective', in *Proceedings of the 35th Annual Hawaii International Conference on System Sciences*. IEEE Comput. Soc, pp. 1756–1766. doi: 10.1109/HICSS.2002.994088.

Kiteblue (2018) *Cos'è il cloud?* Available at: <http://www.kiteblue.it/cose-il-cloud/>.

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.

Lakatos, I. (1978) 'The methodology of scientific research programmes Philosophical Papers Volume I', *The Elgar companion to economics and philosophy*.

De Landa, M. (2011) *Philosophy and simulation: the emergence of synthetic reason*, London: Continuum. Bloomsbury Publishing.

Liao, C., Chen, J.-L. and Yen, D. C. (2007) 'Theory of planning behavior (TPB) and customer satisfaction in the continued use of e-service: An integrated model', *Computers in Human Behavior*, 23(6), pp. 2804–2822. doi: 10.1016/j.chb.2006.05.006.

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. doi: 10.1177/009365094021001002.

Malhotra, N. K., Birks, D. F. and Wills, P. (2012) *Marketing Research : An Applied Approach*. 4th edn, *Marketing Research*. 4th edn. Pearson.

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.

Morris, D. (2015) *Smart cars, meet smart signals*, *Fortune*. Available at: <http://fortune.com/2015/08/20/smart-traffic-signals/>.

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.
- Orlikowski, W. J. and Baroudi, J. J. (1991) 'Studying Information Technology in Organizations: Research Approaches and Assumptions', *Information Systems Research*, 2(1), pp. 1–28. doi: 10.1287/isre.2.1.1.
- Palanza, S. (2016) 'Internet of things, big data e privacy: la triade del futuro', *Istituto Affari Internazionali*.
- Parthasarathy, M. and Bhattacharjee, A. (1998) 'Understanding Post-Adoption Behavior in the Context of Online Services', *Information Systems Research*, 9(4), pp. 362–379. doi: 10.1287/isre.9.4.362.
- Pinsonneault, A. and Kraemer, K. (1993) 'Survey Research Methodology in Management Information Systems: An Assessment', *Journal of Management Information Systems*, 10(2), pp. 75–105. doi: 10.1080/07421222.1993.11518001.
- 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.
- QR Code Official Web Page (2018) *History of QR Code*. Available at: <http://www.qrcode.com/en/history/>.
- Queensland Government (2017) *Emergency vehicle access made easier thanks to new traffic technology*. Available at: <http://statements.qld.gov.au/statement/2017/8/31/emergency-vehicle-access-made-easier-thanks-to-new-traffic-technology>.
- Redcentric (2018) *Byte Size*. Available at: <http://www.redcentricplc.com/resources/infographics/byte-size/>.
- Rogers, E. (1995) *Diffusion of innovations*. 4th edn. Free Press.
- Saarikko, T., Westergren, U. H. and Blomquist, T. (2017) 'The Internet of Things: Are you ready for what's coming?', *Business Horizons*. 'Kelley School of Business, Indiana University', 60(5), pp. 667–676. doi: 10.1016/j.bushor.2017.05.010.
- Scheepers, R. and Middleton, C. (2013) 'Personal ICT ensembles and ubiquitous information systems environments: Key issues and research implications', *Communications of the Association for Information Systems*, 33(1), pp. 381–392.
- Scornavacca, E. (2014) 'Incorporating system portability into technology acceptance models', *Proceedings of the 13th International Conference on Mobile Business*, pp. 1–12.
- Scornavacca, E. and Huff, S. (2008) 'Exploring the Literature on User Acceptance of Mobile Technologies', *Global Mobility Roundtable*.

- Serenko, A. and Turel, O. (2015) 'Integrating Technology Addiction and Use: An Empirical Investigation of Facebook Users', *Transactions on Replication Research*.
- Swan, J. E. and Trawick, I. F. (1981) 'Disconfirmation of expectations and satisfaction with a retail service', *Journal of Retailing*.
- Techopedia (2018) *Metcalfe Law*. Available at: <https://www.techopedia.com/definition/29066/metcalfes-law>.
- The Guardian (2011) *Ken Olsen obituary*. Available at: <https://www.theguardian.com/technology/2011/feb/09/ken-olsen-obituary>.
- Tractica (2018) *Tractica Website*. Available at: <https://www.tractica.com/about/overview/>.
- Tsai, H.-T. and Huang, H.-C. (2007) 'Determinants of e-repurchase intentions: An integrative model of quadruple retention drivers', *Information & Management*, 44(3), pp. 231–239. doi: 10.1016/j.im.2006.11.006.
- Turel, Serenko and Giles (2011) 'Integrating Technology Addiction and Use: An Empirical Investigation of Online Auction Users', *MIS Quarterly*, 35(4), p. 1043. doi: 10.2307/41409972.
- Tuunanen, T., Myers, M. and Cassab, H. (2010) 'A conceptual framework for consumer information systems development', *Pacific Asia Journal of the Association for Information Systems*, 2(1), pp. 47–66. Available at: <http://aisel.aisnet.org/cgi/viewcontent.cgi?article=1029&context=pajais>.
- U.S. Census Bureau (2018) 'Popolazione Mondiale'. Available at: <https://www.census.gov/data-tools/demo/idb/informationGateway.php>.
- Venkatesh *et al.* (2003) 'User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View', *MIS Quarterly*, 27(3), p. 425. doi: 10.2307/30036540.
- Wikipedia (2016) *Wearable*. Available at: https://it.wikipedia.org/wiki/Dispositivo_indossabile.
- Za, S. (2017) *Ubiquitous Media System*. Available at: http://btcd.albaproject.it/index.php?option=com_content&view=article&id=432:dal-lavoro-tradizionale-allo-smart-working-che-fare&catid=109&Itemid=810.
- Za, S. (2018) *Internet of Things. Persone, organizzazioni e società 4.0*. 1st edn. LUISS University Press - Pola s.r.l.



Dipartimento di Impresa e Management – Cattedra di Marketing Metrics

INTERNET OF THINGS: UN'EVOLUZIONE DEL MODELLO
DELLA CONTINUANCE INTENTION TO USE. UN'ANALISI
EMPIRICA SULLE ABITUDINI DI UTILIZZO DEGLI
UTENTI SMARTPHONE E SMARTWATCH

RELATORE

Prof. Michele Costabile

CANDIDATO

Daniele Agostini
Matr. 685891

CORRELATORE

Prof. Paolo Peverini

ANNO ACCADEMICO 2017/2018

1. Introduzione

Ogni giorno ascoltiamo o leggiamo di innovazioni digitali e del loro impatto in diversi settori e contesti, come migliorano la nostra vita o come creano nuove opportunità di business. Tra i diversi acronimi, IoT è uno di quelli che nel terzo millennio ha acquisito un'importanza rilevante. Internet of Things, o volendo tradurre letteralmente nella nostra lingua Internet delle cose, riguarda la capacità degli oggetti di poter interagire con altri oggetti o soggetti, attraverso la rete, siano essi umani o macchine. Dagli smartphone agli orologi, dalle automobili agli elettrodomestici, l'Internet of Things, attraverso i suoi dispositivi "smart", sta cambiando rapidamente il mercato e le nostre vite, trasformando le nostre abitudini e il modo in cui ci relazioniamo al mondo che ci circonda. Dal punto di vista delle imprese, questi nuovi dispositivi rappresentano una ghiotta opportunità di mercato. Se è comunemente risaputo che il momento iniziale dell'accettazione di una nuova tecnologia da parte dei consumatori è di fondamentale importanza per la sua diffusione, è altrettanto importante conoscere quali siano le cause che spingono gli utenti a continuare ad utilizzare quella determinata tecnologia, garantendone così una sopravvivenza nel tempo. Per realizzare tale obiettivo, in questa ricerca viene presentata un'evoluzione del modello concettuale della *continuance intention to use*, utile a capire quali sono le motivazioni che spingono un utente a continuare ad utilizzare un determinato *information system*. Per prima cosa, si vuole testare il modello utilizzando dei dati raccolti sugli utenti smartphone, il dispositivo smart più diffuso per eccellenza. Successivamente, si mira ad estendere il suddetto modello ad una nuova categoria di smart device, i *wearable*, utilizzando lo smartwatch come campione per testare il modello. Inoltre, vengono inseriti dei nuovi costrutti come quello della *portability* di un dispositivo mobile e quello della *purchase intention*. Il primo serve a verificare se il concetto di portabilità di uno smart device impatti in maniera rilevante i comportamenti degli utenti. L'introduzione del secondo costrutto invece nasce dall'esigenza di studiare se l'intenzione di continuare ad utilizzare un dispositivo smart possa influenzare in qualche modo l'acquisto di un ulteriore dispositivo IoT, diverso da quello già in possesso dall'utente. Al fine di perseguire gli obiettivi di ricerca presentati, verranno condotte diverse analisi statistiche sui dati raccolti, in modo da fornire, sulla base dei risultati ottenuti, evidenze empiriche utili ai marketer del mondo dell'IoT.

2. Internet of Things

È difficile non aver sentito parlare, specialmente durante gli ultimi anni, del termine "Internet of Things" (IoT), anche detto "Internet of Everything" (IoE). L'interesse generale riguardo questo fenomeno ha subito di recente un notevole aumento, poiché si considera che l'Internet of Things possa rappresentare una reale opportunità di business. Il termine "Internet delle cose", tanto

affascinante quanto evanescente, presenta però una mancanza di conoscenza olistica su cosa significhi effettivamente e quali siano le concrete opportunità che offre (Krotov, 2017). Si tratta di una tecnologia potenzialmente *disruptive* che potrebbe cambiare radicalmente i processi e le strategie di business di molteplici mercati. Ultimamente se ne parla con la stessa venerazione con cui si parlava del famoso “World Wide Web” negli ultimi anni ’90 e del “Cloud Computing” in tempi più recenti (Saarikko, Westergren e Blomquist, 2017). Per inquadrare meglio il fenomeno, è possibile affermare che “l’Internet of Things studia come rendere gli oggetti di uso quotidiani “intelligenti”, facendoli interagire tra loro e con gli utenti, sviluppando in senso evolutivo le capacità intrinseche della rete” (Palanza, 2016, pag. 1).

Una volta definito cos’è l’Internet of Things, è opportuno andare ad analizzare quale sia l’impatto che genera sulla società e sul mercato, in termini sia di volumi che di valore; per avere un’idea sui numeri di queste due dimensioni ci si può affidare alle stime presentate rispettivamente da Cisco (2011) e da McKinsey (2015). Cisco IBSG (Internet Business Solutions Group), ha definito l’IoT come “il momento in cui a Internet hanno iniziato a essere connesse più oggetti che persone” (Cisco Internet Business Solutions Group (IBSG), 2011, pag. 2). Questo momento si verifica nel 2010, quando, dopo il boom degli smartphone e PC, si superò la quota di almeno un dispositivo per persona, raggiungendo un numero pari a 12,5 miliardi di device, a fronte di una popolazione mondiale di 6.8 miliardi (U.S. Census Bureau, 2018). Cisco (2011) con questa analisi, oltre a fornire una semplice definizione del fenomeno, è riuscita a stimare la quantità di device connessi a Internet nei prossimi anni prevedendo un numero di circa 50 miliardi entro il 2020, con una media di più di 6 dispositivi per persona. In linea con quanto previsto da Cisco, una più recente analisi di Gartner (2016) prende in considerazione, partendo dal 2009, il rapporto tra dispositivi IoT connessi alla rete e la popolazione mondiale, escludendo però dall’analisi gli smartphone e i tablet. Nel 2017 il numero di dispositivi IoT è stato di 8,4 miliardi, cifra che ha permesso per la prima volta di superare la popolazione mondiale (circa 7 miliardi e mezzo). Le previsioni stimano che si tocchi quota 20 miliardi di dispositivi IoT entro il 2020 (Gartner, 2016).

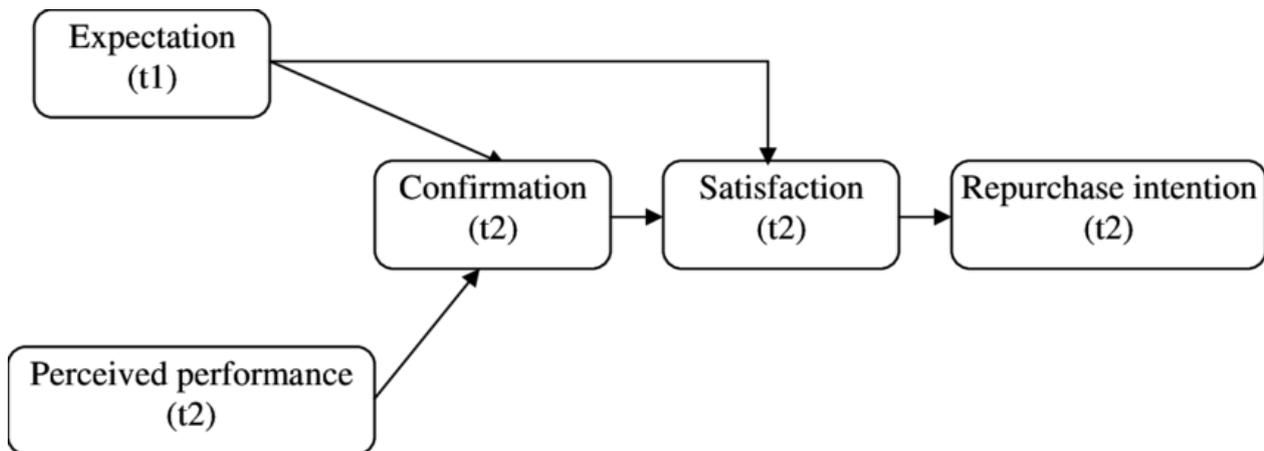
Per quanto riguarda invece il valore generato, McKinsey (2015) stima che il mercato dell’IoT potrebbe valere, entro il 2025, complessivamente dai 4 agli 11 mila miliardi di dollari all’anno (McKinsey Global Institute, 2015). Dopo aver analizzato ben nove ambiti di applicazione del fenomeno dell’IoT, stimandone per ognuna il potenziale valore in dollari, emerge che i campi maggiormente in grado di muovere il mercato saranno le applicazioni industriali, le smart city, le applicazioni legate alle persone fisiche come quelle per il fitness e l’*healthcare* ma anche le soluzioni relative al mondo dell’automotive.

Volendo riassumere, l'IoT consiste in un *network* di oggetti fisici interconnessi a Internet capaci di raccogliere, elaborare e scambiare dati utilizzando sensori e altre tecnologie (Business Insider, 2018). Data la rilevanza che sta assumendo questo fenomeno oggi, quindi, è importante studiare come i consumatori si relazionano con queste nuove tecnologie. Da qui nasce l'esigenza di analizzare quali siano i comportamenti degli utenti nei confronti di questi smart device.

3. Theoretical background

Per raggiungere tale obiettivo, in questa ricerca viene proposta un'evoluzione del modello concettuale della *continuance intention to use* nei confronti di un *information system*. Prima di presentare il modello, però, è doveroso spiegarne la derivazione teorica, presentando brevemente il *background* presente in letteratura. Uno degli obiettivi della ricerca è quello di estendere il modello concettuale proposto da Carillo, Scornavacca e Za (2017). Mediante tale modello gli autori hanno cercato di analizzare il ruolo della *dependency* di un soggetto *user* nel predire l'intenzione di continuare ad usare un cosiddetto *ubiquitous media systems*, cioè "un'aggregazione complessa di artefatti digitali (software o hardware) multi-purpose, multi-context, connessi alla rete, che usa un insieme (dinamico) di dispositivi interconnessi tra loro e che racchiude diverse funzioni, fornendo un accesso fluido alle informazioni attraverso una varietà di canali; ciò permette all'utente di svolgere una moltitudine di task e di interagire in maniera smart all'interno dell'ecosistema digitale" (Za, 2017). Per lo studio del suddetto articolo gli autori hanno preso e adattato un modello concettuale già famoso in letteratura. Si tratta del modello presentato nell'articolo "*Understanding Information Systems Continuance: An Expectation-Confirmation Model*" (Bhattacharjee, 2001). Bhattacharjee (2001), nella sua ricerca, mira a studiare quali sono i *driver* che possono influenzare le intenzioni di un individuo di continuare ad usare un *information system* (IS). La motivazione che spinse il ricercatore ad analizzare il concetto della *continuance* nasce perché, stando alle sue affermazioni, mentre l'accettazione iniziale dell'*information system* rappresenta un primo passo importante verso la realizzazione del successo dello stesso, la sopravvivenza a lungo termine di una tecnologia e il suo eventuale successo dipendono più dal suo continuo uso da parte dei consumatori piuttosto che dal mero primo utilizzo. Le basi teoriche su cui Bhattacharjee costruisce il suo modello concettuale volto a spiegare le variabili che influiscono sulla *continuance intention to use*, sono fondate sulla cosiddetta teoria della *Expectation-Confirmation* (Oliver, 1980). L'*Expectation-Confirmation* è una teoria largamente diffusa nella letteratura del *consumer behavior*, specialmente nell'ambito dell'analisi della soddisfazione e del comportamento post-acquisto di un prodotto di un brand o servizi di marketing in generale (Anderson e Sullivan, 1993).

Figura 1. La *Expectation-Confirmation Theory*

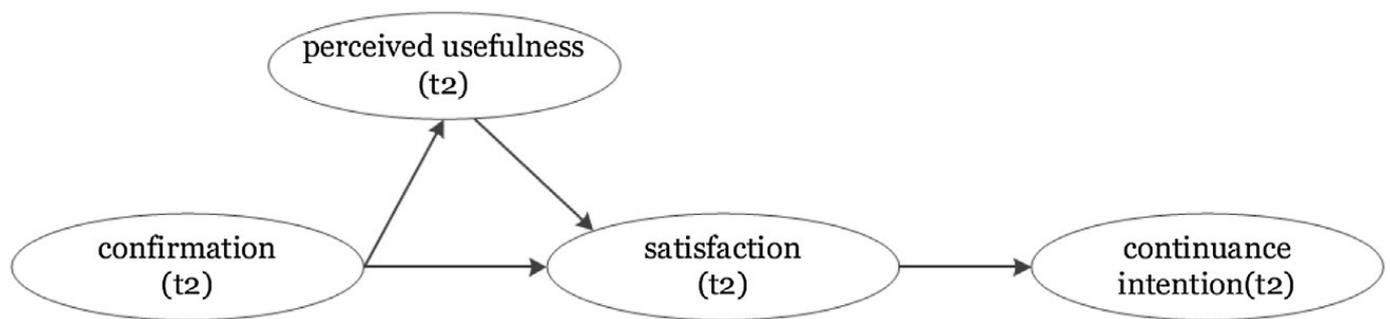


Fonte: https://www.researchgate.net/figure/Expectation-Confirmation-Theory-ECT_fig1_255567029

Secondo Oliver (1993), il consumatore raggiunge la fase di *repurchase* dopo un processo composto da vari step. Il primo momento è quello rappresentato dalle aspettative che egli inizia a formulare con rispetto ad uno specifico prodotto o servizio in un arco temporale che precede l'acquisto dello stesso (*expectation*). Successivamente il consumatore adotterà la decisione di acquistare e di utilizzare quel prodotto o servizio. A questo punto prenderà in considerazione le performance che il prodotto ha generato durante la fase di utilizzo (*perceived performance*) e le paragonerà alle aspettative postulate ex-ante, finalizzando il tutto in una valutazione di *confirmation* qualora le performance siano state superiori alle aspettative, o viceversa di *disconfirmation*. Da questo output nel consumatore si creerà un certo livello di soddisfazione (*satisfaction*) in maniera proporzionale all'effetto positivo della *confirmation* o di insoddisfazione in maniera proporzionale all'effetto negativo della *disconfirmation*. Finalmente, i consumatori soddisfatti attueranno verosimilmente un meccanismo di *repurchase* del prodotto o servizio, mentre quelli insoddisfatti ne cesseranno il successivo utilizzo. Questo processo viene illustrato nella figura 1, che riassume il modello concettuale di questa teoria.

Il merito di Bhattacharjee (2001) consiste quindi nell'intuizione di associare la variabile dipendente della *repurchase intention* a quella della *continuance intention*, adattando il modello al contesto dell'*information system*. Per giustificare questo cambio di variabile, il ricercatore riesce a trovare molti punti in comune tra i due concetti, in quanto entrambi nascono da un momento iniziale di decisione di acquisto ed entrambi dipendono dalla *customer experience* (del prodotto o dell'*information system*) che potenzialmente può portare ad un'inversione ex-post della decisione iniziale di acquisto. Il paper vanta il merito di essere uno dei primi a concettualizzare e a testare un modello teorico della *continuance intention to use* di un *information system*. Come è possibile notare dalla figura 2, Bhattacharjee (2001) presenta un modello concettuale diverso da quello della ECT di Oliver (1993).

Figura 2. Modello concettuale della *continuance intention to use* di un *information system*



Fonte: Bhattacharjee, 2001

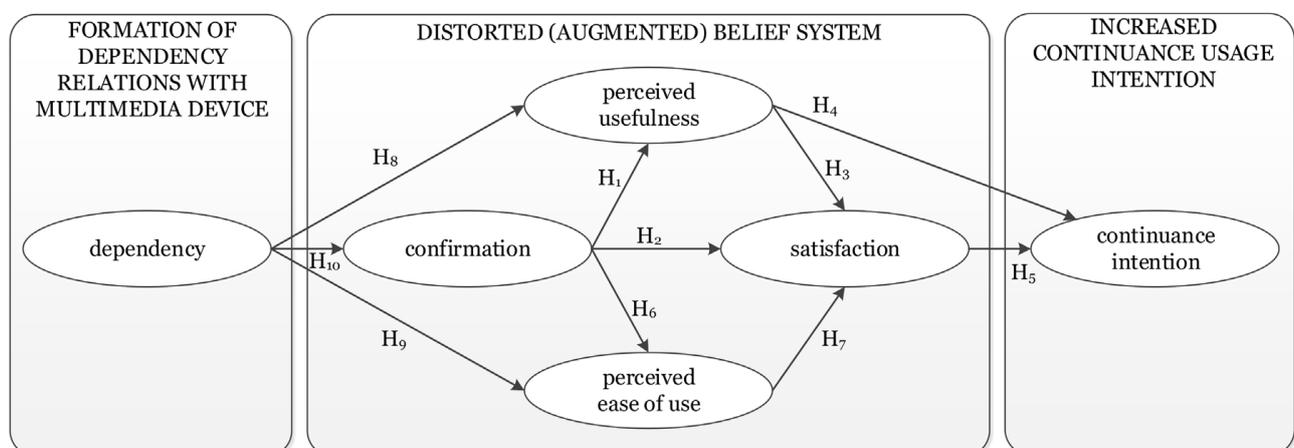
La prima differenza che emerge è che in questo nuovo modello ci si focalizza solo sulle variabili collocabili in una fase temporale di post-acquisto (tutte infatti appartengono al momento T2), questo perché gli effetti ex-ante sono già inclusi e inseriti nel costrutto della *confirmation*, spiegato poco fa. Un'ulteriore differenza sostanziale risiede nella forma in cui viene presentata l'*expectation* del modello ECT, che viene rappresentata dalla *perceived usefulness*, in quanto quest'ultima è una percezione cognitiva derivante dall'uso di un *information system*, definita come il grado in cui una persona crede che l'uso di un particolare sistema possa migliorare le sue prestazioni lavorative (Davis, 1989).

Quanto detto finora corrisponde alla base teorica da cui si ispira lo studio "*The role of media dependency in predicting continuance intention to use ubiquitous media systems*" (Carillo, Scornavacca e Za, 2017). Ciò che Carillo et al. (2017) hanno voluto realizzare con la loro ricerca è cercare di capire e analizzare il ruolo della *dependency* di un individuo nel predire l'intenzione di continuare ad usare un cosiddetto *Ubiquitous Media System*. Lo studio si propone di sviluppare e validare un modello concettuale che riesca a mettere insieme la teoria della *Media System Dependency* con il modello di Bhattacharjee (2001) sull'intenzione di continuare ad utilizzare un particolare *information system*. Viene introdotta così per la prima volta, in maniera audace e innovativa, il concetto di *dependency*, una diversa sfaccettatura della dipendenza tecnologica intesa come psicopatologia (*addiction*), che gli autori definiscono come un fenomeno razionale in cui la dipendenza è orientata agli obiettivi che si intende raggiungere, per questo viene anche definita come *goal-oriented dependency*. Inoltre, nel proporre questo nuovo aspetto di dipendenza tecnologica denominata *dependency*, i ricercatori si avvalgono della definizione che fornisce Ball-Rokeach (1985) proprio sulla teoria della *Media System Dependency*, il quale, citando testualmente, afferma che "si definisce la *Media System Dependency* una relazione in cui la capacità degli individui di raggiungere i propri obiettivi dipende dalle risorse informative del media system. Queste risorse

devono avere la capacità di: creare e raccogliere, elaborare e diffondere informazioni” (Ball-Rokeach, 1985). Ciò significa che il livello di dipendenza di un individuo con uno specifico media sarà dato dalla misura in cui questo media viene percepito dall’individuo particolarmente utile per il perseguimento dei suoi obiettivi (Loges, 1994).

Dopo aver spiegato le basi teoriche da cui nasce la ricerca di Za, Carillo e Scornavacca (2017) e chiarito cosa rappresenti il costrutto della *dependency*, che serve da ponte per collegare il modello della *continuance intention to use* di Bhattacharjee e la teoria della *Media System Dependency*, il modello concettuale che viene proposto dagli autori è il seguente:

Figura 3. Modello concettuale della *dependency*



Fonte: Carillo, Scornavacca e Za, 2017

Osservando la figura 3, oltre al nuovo costrutto della *dependency*, troviamo un’ulteriore variabile che non figurava nel precedente modello di Bhattacharjee (2001): la *perceived ease of use*. La nozione di facilità di utilizzo è stata definita come il grado in cui un individuo crede che l’utilizzo di una particolare sistema risulti essere privo di sforzo (Davis, 1989). Secondo i ricercatori, questa variabile riesce ad incastrarsi perfettamente nel modello in quanto risulta essere già previamente testata in altri modelli che seguono la stessa corrente di ricerca, come ad esempio il famoso *Technology Acceptance Model* (Davis, 1989), in cui viene dimostrato come la facilità d’uso di uno specifico sistema influenzi positivamente l’attitudine ad usarlo e, di conseguenza, anche il comportamento dell’utente riguardo l’intenzione di usare quel sistema.

4. Il modello concettuale e la definizione delle ipotesi

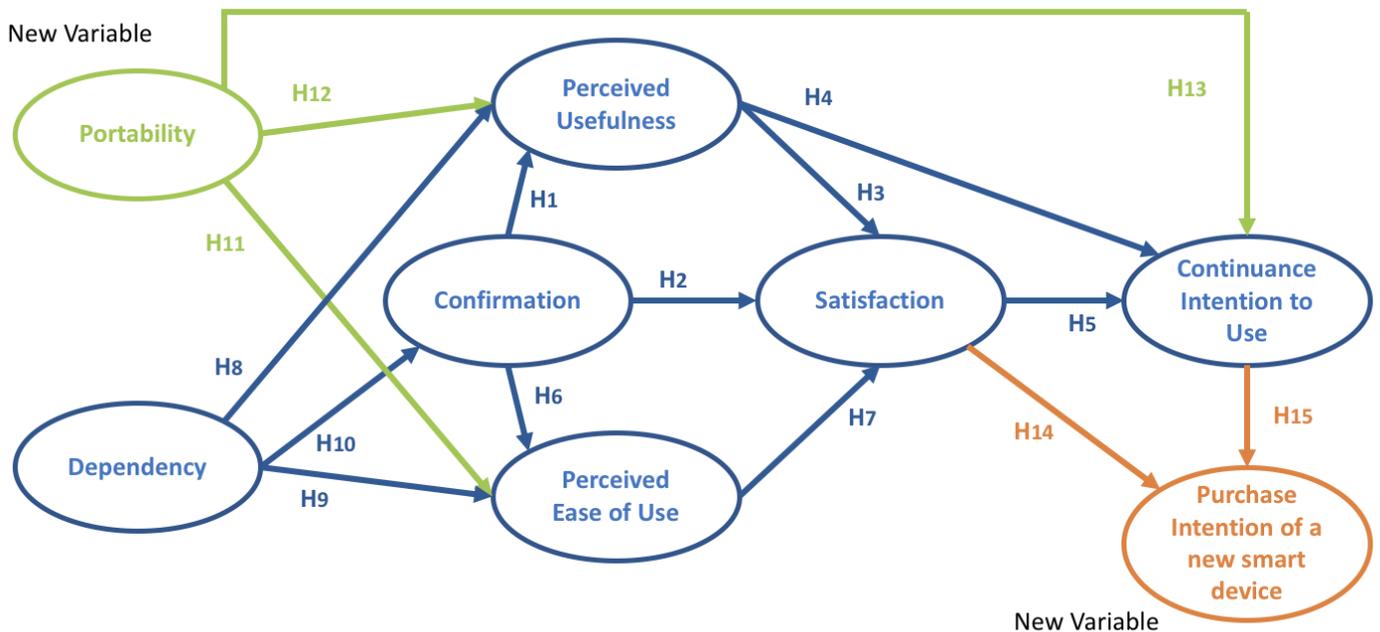
Dopo aver definito il *theoretical background* su cui si basa la presente ricerca, è il momento di andare ad illustrare quale sia il contributo che si intende apportare alla letteratura, cercando di colmare alcuni

research gap individuati nella fase di ricerca preliminare allo svolgimento di questo elaborato. Gli obiettivi di ricerca possono essere inizialmente sintetizzati in tre punti:

- i) Estendere lo studio di Carillo et al. (2017) ad un'ulteriore tassonomia di dispositivi smart cioè quella dei *wearable*, utilizzando lo smartwatch come device per testare il modello concettuale che si intende proporre. Uno dei limiti presenti nel suddetto studio, consiste nella scarsità dei dispositivi smart presi in considerazione al momento della raccolta dei dati empirici. Questi dati risalgono al 2012 e, come sottolineato dagli autori, l'unico dispositivo smart, inteso come *ubiquitous media systems*, che disponeva di una discreta penetrazione di mercato risultò essere lo smartphone. Ad oggi, i *wearable* iniziano ad essere dispositivi presenti nella vita di tutti i giorni dei consumatori, costituendo una fetta importante di mercato sia in termini di volumi che di valore. Specialmente lo smartwatch, le cui unità vendute nel 2014 risultarono essere solo 5 milioni, ma si prevede che entro la fine del 2018 raggiungano addirittura i 141 milioni, generando un incremento esponenziale in soli 4 anni (Consumer Technology Association, 2017). Inoltre, almeno un italiano su dieci possiede uno smartwatch (IDC, 2016), un dato che indica una discreta diffusione di questo dispositivo smart. Per questi ed altri motivi è stato scelto di utilizzare lo smartwatch come dispositivo per la raccolta dei dati empirici, in aggiunta allo smartphone.
- ii) Inserire nel modello originale il costrutto della *portability* per testarne l'influenza esercitata e capire se possa in qualche modo influenzare la *continuance intention to use* degli smartphone e/o smartwatch. Il concetto di portabilità si adatta perfettamente al contesto della ricerca che si intende svolgere, data la tipologia di dispositivi su cui si vuole testare il modello. Il costrutto della *portability* viene infatti definito come il grado di facilità nel trasportare (*easy to carry*) un determinato *mobile information system* (Scornavacca, 2014).
- iii) Aggiungere la variabile della *purchase intention*, riferita all'intenzione di acquisto di un ulteriore dispositivo smart, diverso da quello che è già in possesso dal rispondente. Il costrutto così definito potrebbe ricordare quello della *repurchase intention*, cioè il processo di un individuo che acquista beni o servizi dalla stessa impresa, dove il riacquisto si basa principalmente su esperienze di acquisto passate (Hellier et al., 2003). Ciò che si vuole quindi misurare in questo studio è una specie di *repurchase intention*, ma non dei prodotti di uno stesso brand, piuttosto di una stessa categoria di prodotti, quella degli smart object. Per questo motivo il costrutto prende la forma di *purchase intention* più che di *repurchase*.

Alla luce di quanto detto fino ad ora, il modello concettuale che si intende proporre viene presentato nella figura 4.

Figura 4. Il Modello di Ricerca



Fonte: creazione ad hoc

Di seguito sono invece presentate le 15 ipotesi di ricerca che si vogliono studiare, ciascuna di esse con uno specifico focus (*a* per gli smartphone e *b* per gli smartwatch) per i due smart device utilizzati.

Le fondamenta teoriche del modello concettuale si basano sul modello della *information system continuance intention* (Bhattacharjee, 2001). In linea con quanto affermato dall'autore la variabile della *confirmation* è in grado di influenzare l'utilità percepita e la soddisfazione del consumatore, la quale a sua volta è in grado di influenzare direttamente l'intenzione dell'utente di continuare ad usare un *information system*. Di conseguenza, i costrutti e le ipotesi associate ad essi vengono preservati dal modello originale e adattati al contesto di questa ricerca:

H1a/b: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto positivo sul grado di *utilità percepita*.

H2a/b: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto positivo sul grado di *soddisfazione*.

H3a/b: il livello di *utilità percepita* in termini di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto positivo sul grado di *soddisfazione*.

H4a/b: il livello di *utilità percepita* in termini di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto positivo sulla *continuance intention to use*.

H5a/b: il grado di *soddisfazione* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto positivo sulla *continuance intention to use*.

L'integrazione della variabile della *perceived ease of use* nel modello deriva da alcune interessanti scoperte presenti in letteratura, dalle quali sono emerse prove empiriche dell'effetto positivo che genera il grado di *confirmation* sulla *facilità d'uso percepita* di un determinato dispositivo (Liao, Chen e Yen, 2007). Di conseguenza, l'ipotesi derivata è la seguente:

H6a/b: il livello di *confirmation* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto positivo sul grado di *facilità d'uso percepito*.

Allo stesso modo, la letteratura ha fornito ulteriori indicazioni sull'esistenza di un legame tra la *facilità d'uso percepita* e la *soddisfazione* di un consumatore (Liao, Chen e Yen, 2007), quindi:

H7a/b : il livello di *facilità d'uso percepito* di uno smartphone/smartwatch ha un effetto positivo sul grado di *soddisfazione*.

Nello studio di Carrillo et al. (2017) è stato dimostrato come la *dependency* di un consumatore verso un *ubiquitous media system* riesca ad alterare il suo comportamento, aumentando le percezioni di *utilità* e *facilità di utilizzo* del media in questione. Allo stesso modo il costrutto della *dependency* è in grado di distorcere anche il livello di *confirmation* che viene generato dopo l'utilizzo di un prodotto (Carillo, Scornavacca e Za, 2017). Per questo motivo le seguenti ipotesi sono state derivate dal modello originale e adattate al contesto specifico di questa ricerca:

H8a/b: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto diretto e positivo sull'*utilità percepita*.

H9a/b: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto diretto e positivo sulla *facilità d'uso percepita*.

H10a/b: il livello di *dependency* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto diretto e positivo sul livello di *confirmation*.

Il costrutto della *portability* viene definito come il grado di facilità nel trasportare un determinato *mobile information system* (Scornavacca, 2014). In letteratura è stato dimostrato empiricamente come questo costrutto, utilizzato come una variabile indipendente, possa essere integrato nelle teorie che spiegano l'accettazione dei consumatori a nuove tecnologie. È stato infatti dimostrato come la *portability* di un device influenzi le percezioni dell'utente riguardo l'utilità e la facilità d'uso di un determinato dispositivo (Scornavacca e Huff, 2008). Per questo motivo le seguenti ipotesi vengono così formulate:

H11a/b: il grado di *portability* di uno smartphone/smartwatch influenza positivamente la sua *facilità d'uso percepita*.

H12a/b: il grado di *portability* di uno smartphone/smartwatch influenza positivamente la sua *utilità percepita*.

Allo stesso modo, è possibile trovare in letteratura la convinzione che se un device è facile da trasportare, è più probabile che gli utenti lo usino (Chatterjee *et al.*, 2009). Di conseguenza, viene elaborata la seguente ipotesi:

H13a/b: il grado di *portability* di uno smartphone/smartwatch influenza positivamente la *continuance intention to use* dello stesso.

Per quanto riguarda il costrutto della *purchase intention*, è stato precedentemente spiegato come si intende presentare il concetto associandolo a quello della *repurchase intention*. Associando così i due costrutti, risulta facile trovare in letteratura una connessione che legghi il costrutto della soddisfazione a quello della *purchase intention*. È stato infatti dimostrato come il livello di *satisfaction* di un consumatore relativa all'esperienza di acquisto di un determinato prodotto, influisca sui suoi comportamenti post-acquisto, come ad esempio la *repurchase intention* (Kuo *et al.* 2009). Per questo motivo la seguente ipotesi viene così definita:

H14a/b: il grado di *soddisfazione* derivante dall'esperienza di utilizzo di uno smartphone/smartwatch ha un effetto positivo sulla *purchase intention* di un ulteriore smart device.

Sulla base dei dati secondari raccolti in merito alla propensione all'acquisto di nuovi dispositivi smart, è evidente l'esistenza di una volontà di base da parte dei consumatori italiani di comprare un dispositivo smart in futuro. Ciò che ancora non è stato dimostrato è se l'intenzione di continuare a utilizzare il proprio dispositivo smart porti ad aumentare l'intenzione di acquisto di un ulteriore smart device. In linea con le affermazioni formulate nella teoria della *Expectation-Confirmation* (Oliver, 1980), presentata precedentemente, la fase di *repurchase* di un consumatore avviene durante un processo di vari step dove il comportamento di riacquisto emerge solo grazie ad un uso prolungato del prodotto. Il continuo utilizzo è per questo collegato all'intenzione di riacquistare il prodotto. Per questo motivo, l'ultima ipotesi proposta viene così definita:

H15a/b: la *continuance intention to use* di uno smartphone/smartwatch ha un effetto positivo sulla *purchase intention* di un ulteriore smart device.

5. Metodologia

A causa della natura esplicativa di questo elaborato e dell'epistemologia positivista adottata, è stata scelta una metodologia quantitativa per raggiungere gli obiettivi di ricerca formulati. Tra tutte le possibili opzioni quantitative, è stato scelto di utilizzare il questionario (principalmente quello *online* e in maniera residuale la forma cartacea) per raccogliere i dati empirici necessari alle analisi. Per ottenere una dimensione rappresentativa della popolazione sono stati raccolti 400 rispondenti, 200 per ciascun dispositivo smart.

Il campione smartphone è risultato molto equilibrato sia per la distribuzione del genere (52% femmine e 48% maschi) che per la distribuzione dell'età, orientata verso le fasce più adulte. Un dato interessante è il numero complessivo di oggetti smart posseduti dai rispondenti, la cui maggioranza ha dichiarato di averne solo 2 (36%), e solo pochi utenti (7,5%) di possederne più di 5. Complessivamente, nove rispondenti su 10 utilizzano il loro smartphone almeno un'ora del giorno, fino ad arrivare a un uso massivo superiore alle 5 ore diarie per il 34,5% del campione. In aggiunta, lo smartphone sembra occupare un ruolo importante anche nelle attività lavorative degli utenti, in quanto il 40% dei rispondenti ha indicato di utilizzarlo almeno al 50% anche per scopi di lavoro; risulta comunque dominante l'uso per le attività personali che ammonta al restante 60%.

Il campione smartwatch, al contrario, è distribuito in maniera poco omogenea per quanto riguarda la distribuzione del genere e dell'età. Una marcata prevalenza di maschi (80%) caratterizza questo campione. Si nota inoltre come questo gruppo di rispondenti sia più "giovane" rispetto al campione precedente, in quanto ben il 79% dei rispondenti risulta avere meno di 40 anni (contro un 64% del campione smartphone). La differenza più rilevante tra i due campioni è data dal numero di oggetti smart posseduti dai rispondenti. La maggioranza degli utenti smartwatch, e cioè il 39%, ha infatti dichiarato di possedere più di 5 dispositivi smart, delineando così un profilo di utente medio più "smart friendly" rispetto ai rispondenti del campione smartphone. Al contrario dello smartphone, la principale ragione di utilizzo dello smartwatch consiste in attività di natura prettamente personale (76%), piuttosto che lavorativa (10%).

La totalità delle scale utilizzate per misurare i costrutti presentati nel modello concettuale si basa su una struttura multi-item più o meno variabile. Per assicurarsi che ogni set di item misuri effettivamente lo stesso concetto è necessario testare la loro affidabilità in termini di consistenza interna (*internal consistency reliability*). Per affidabilità (*reliability*), si intende il grado in cui una scala produce dei risultati coerenti se venissero effettuate molteplici misurazioni (Malhotra, Birks e Wills, 2012). Per testare quindi l'affidabilità di una scala in termini di *internal consistency*, l'indicatore più diffuso è il *Cronbach's alpha*. Avendo utilizzato per questo studio delle scale già precedentemente testate e validate in letteratura, i rischi di ottenere un risultato non soddisfacente

erano relativamente bassi. Le aspettative sono state infatti confermate, in quanto tutti i coefficienti *alpha* sono risultati superiori a un valore di 0.75, confermando così una robusta affidabilità delle scale scelte per questa ricerca. Una volta accertato quindi che ogni item di ciascuna scala misurasse complessivamente lo stesso costrutto, sono state generate le variabili finali sulle quali si basano le analisi statistiche presentate nella prossima sezione. Inoltre, sulla base dei risultati ottenuti, di seguito vengono riportate due tabelle, una per ciascun campione, contenente informazioni statistiche di natura descrittiva come la media e la deviazione standard di ogni singola variabile generata e le relazioni di correlazione che intercorrono tra queste (tramite l'uso del coefficiente *r di Pearson*).

Tabella 2. Le variabili del campione smartphone

Costrutto	Media	Dev. Std.	Reliability	Correlazione	DP	PO	CF	PUSF	PEOU	ST	CI	PI
Dependency (DP)	2,87	0,69	$\alpha = 0,89$	DP	1,00							
Portability (PO)	4,28	0,75	$\alpha = 0,91$	PO	0,33**	1,00						
Confirmation (CF)	3,91	0,62	$\alpha = 0,80$	CF	0,34**	0,24**	1,00					
Perceived Usefulness (PUSF)	3,48	0,79	$\alpha = 0,85$	PUSF	0,37**	0,25**	0,50**	1,00				
Perceived Ease of Use (PEOU)	3,22	1,58	$\alpha = 0,96$	PEOU	0,16*	0,16*	0,27**	0,20**	1,00			
Satisfaction (ST)	3,26	1,51	$\alpha = 0,96$	ST	0,29**	0,16*	0,36**	0,32**	0,75**	1,00		
Continuance Intention (CI)	4,02	0,6	$\alpha = 0,75$	CI	0,32**	0,33**	0,45**	0,51**	0,14	0,23**	1,00	
Purchase Intention (PI)	3,04	1.10	$\alpha = 0,89$	PI	0,32**	0,08	0,15*	0,25**	0,17*	0,15*	0,09	1,00

** → $p < 0,01$.

* → $p < 0,05$.

Tabella 2. Le variabili del campione smartwatch

Costrutto	Media	Dev. Std.	Reliability	Correlazione	DP	PO	CF	PUSF	PEOU	ST	CI	PI
Dependency (DP)	2,26	1,03	$\alpha = 0,96$	DP	1,00							
Portability (PO)	4,53	0,68	$\alpha = 0,94$	PO	0,15*	1,00						
Confirmation (CF)	3,86	0,78	$\alpha = 0,82$	CF	0,53**	0,20**	1,00					
Perceived Usefulness (PUSF)	3,42	0,99	$\alpha = 0,77$	PUSF	0,39**	0,14*	0,46**	1,00				
Perceived Ease of Use (PEOU)	3,73	1,79	$\alpha = 0,76$	PEOU	0,08	0,12	0,23**	0,27**	1,00			
Satisfaction (ST)	3,45	1,46	$\alpha = 0,96$	ST	0,27**	0,17*	0,40**	0,30**	0,76**	1,00		
Continuance Intention (CI)	3,93	0,87	$\alpha = 0,78$	CI	0,35**	0,14*	0,62**	0,41**	0,31**	0,48**	1,00	
Purchase Intention (PI)	3,82	1,01	$\alpha = 0,90$	PI	0,30**	0,00	0,21**	0,33**	0,23**	0,20**	0,23*	1,00

** → $p < 0,01$.

* → $p < 0,05$.

6. Risultati

Per verificare la bontà delle ipotesi di ricerca presentate, è stata condotta una serie di test d'ipotesi attraverso modelli di regressione semplice e multipla, utili a stabilire l'esistenza di una relazione causale statisticamente significativa tra le variabili indipendenti e quelle dipendenti del modello. Per testare le ipotesi proposte, è stato scelto di adottare un intervallo di confidenza del 95%, un intervallo

di valori nel quale si inferisce che ricada il valore vero della popolazione, accettando quindi un margine di errore α ad una soglia massima del 5% (0.05). Delle 30 ipotesi formulate in questa ricerca, 15 per ciascun dispositivo smart preso in considerazione, soltanto tre non sono state confermate. Per maggiore chiarezza, di seguito viene presentata una tabella in cui vengono riassunte tutte le relazioni ipotizzate, con i relativi indicatori utili a decifrare la loro significatività statistica.

Tabella 3. I risultati delle analisi statistiche

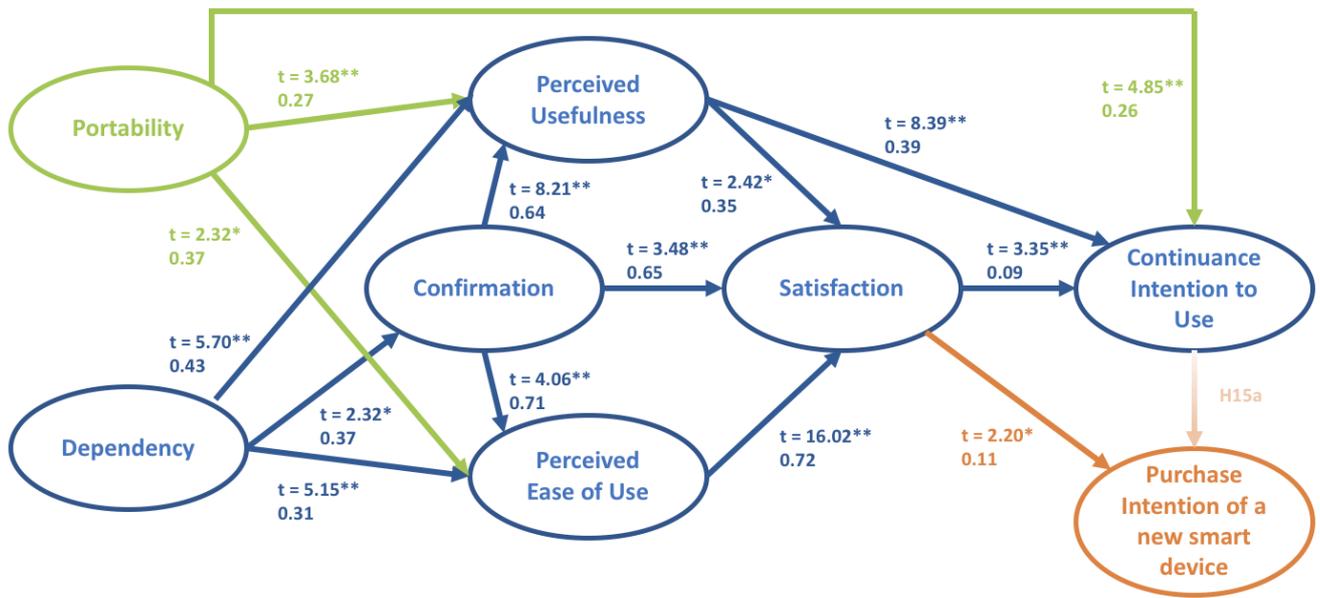
Ipotesi di ricerca	t	Coeff.	Risultato
H1a: CF → PUSF	8.21**	0.64	Confermata
H2a: CF → ST	3.48**	0.65	Confermata
H3a: PUSF → ST	2.42*	0.35	Confermata Parzialmente
H4a: PUSF → CI	8.39**	0.39	Confermata
H5a: ST → CI	3.35**	0.09	Confermata
H6a: CF → PEOU	4.06**	0.71	Confermata
H7a: PEOU → ST	16.02**	0.72	Confermata
H8a: DEP → PUSF	5.70**	0.43	Confermata
H9a: DEP → PEOU	2.32*	0.37	Confermata Parzialmente
H10a: DEP → CF	5.15**	0.31	Confermata
H11a: PO → PEOU	2.32*	0.34	Confermata Parzialmente
H12a: PO → PUSF	3.68**	0.27	Confermata
H13a: PO → CI	4.85**	0.26	Confermata
H14a: ST → PI	2.20*	0.11	Confermata Parzialmente
H15a: CI → PI	1.32	0.17	Non Confermata
H1b: CF → PUSF	7.36**	0.59	Confermata
H2b: CF → ST	4.51**	0.61	Confermata
H3b: PUSF → ST	2.09*	0.22	Confermata Parzialmente
H4b: PUSF → CI	6.29**	0.36	Confermata
H5b: ST → CI	7.75**	0.29	Confermata
H6b: CF → PEOU	3.38**	0.53	Confermata
H7b: PEOU → ST	16.61**	0.62	Confermata
H8b: DEP → PUSF	6.03**	0.38	Confermata
H9b: DEP → PEOU	1.17	0.14	Non Confermata
H10b: DEP → CF	8.90**	0.41	Confermata
H11b: PO → PEOU	1.73	0.32	Non Confermata
H12b: PO → PUSF	2.02*	0.21	Confermata Parzialmente
H13b: PO → CI	1.97*	0.18	Confermata Parzialmente
H14b: ST → PI	2.92**	0.14	Confermata
H15b: CI → PI	3.30**	0.27	Confermata

** → $p < 0,01$.

* → $p < 0,05$

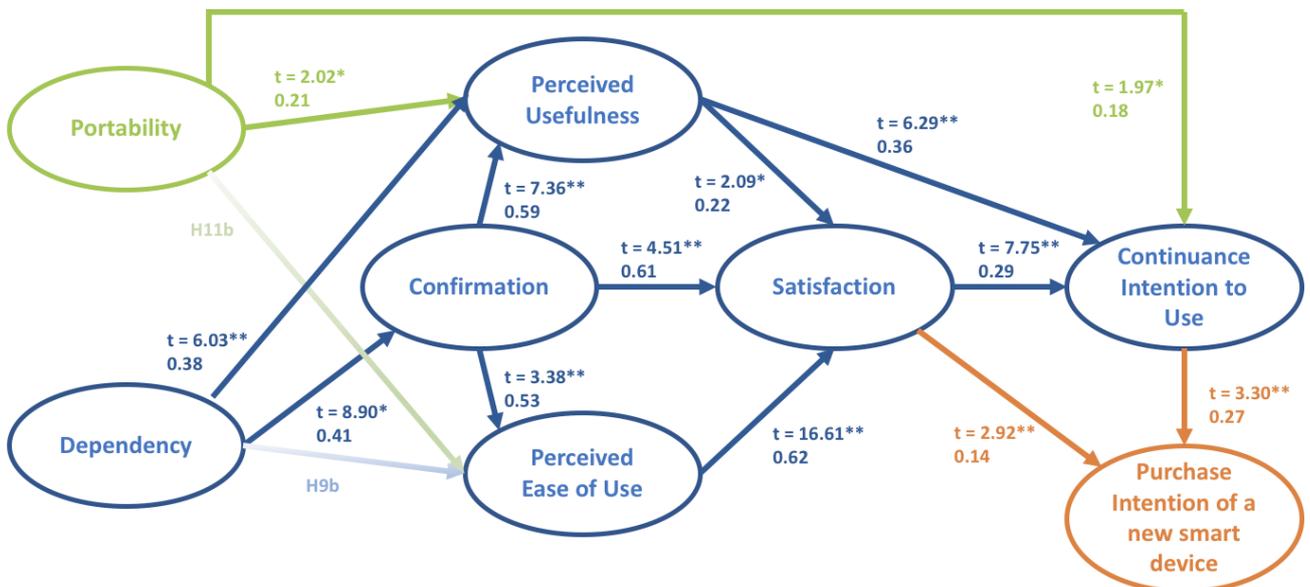
Grazie ai risultati ottenuti è ora possibile disegnare due modelli concettuali partendo da quello inizialmente proposto, uno per il campione degli smartphone e uno per quello degli smartwatch, evidenziando quali relazioni sono risultate significative e quali no. Lungo le linee che stabiliscono le relazioni tra le variabili, è stato inserito il valore statistico della t della variabile indipendente, con il livello di significatività associato (un asterisco per quelle confermate al 95% e due asterischi per quelle al 99%), oltre al coefficiente del singolo regressore.

Figura 5. Il modello concettuale per il campione degli smartphone



Fonte: creazione ad hoc

Figura 6. Il modello concettuale per il campione degli smartwatch



Fonte: creazione ad hoc

7. Discussione e conclusione

Partendo da alcune considerazioni generali, è stato dimostrato come l'obiettivo di ricerca di estendere il modello concettuale originale della *continuance intention* alla categoria degli *wearable*, usando lo smartwatch come campione rappresentativo, ha funzionato. Ben 13 delle 15 relazioni ipotizzate sono risultate infatti statisticamente significative, il che ha permesso di estendere alla categoria degli *wearable* molte considerazioni formulate in passato, ma riferite a differenti *information systems*. Inoltre, anche l'inserimento del costrutto della *portability* all'interno del modello già esistente si è

rivelata una buona intuizione, in quanto questa variabile ha dimostrato di generare un impatto rilevante persino sulla *continuance intention to use* di entrambi i dispositivi. Questo risultato suggerisce ai marketer del mercato dell'IoT di cercare di rendere questi dispositivi sempre più facili da portare con sé, magari indirizzando la comunicazione proprio sul concetto dell'*easy to carry*. Una scoperta interessante riguarda invece la *satisfaction* degli utenti, un concetto che cattura l'attenzione di una vasta platea di marketer. È stato dimostrato dai risultati di questa ricerca che, sebbene sia la *confirmation*, sia la *perceived usefulness* e sia la *perceived ease of use* abbiano un'influenza significativa sulla soddisfazione dell'utente, la variabile più influente delle tre è proprio quella della *facilità d'uso percepita*. In altre parole, se si volesse puntare ad aumentare la soddisfazione di un utente smartphone o smartwatch, bisognerebbe rendere questi due dispositivi sempre più facili da utilizzare, migliorando le loro caratteristiche hardware e software verso una direzione più *user friendly*. Come è importante la soddisfazione dell'utente, lo è altrettanto la sua intenzione di continuare ad utilizzare una determinata tecnologia. Se quindi è vera l'assunzione per cui il momento iniziale dell'accettazione, e cioè il primo utilizzo, è fondamentale per la diffusione di una tecnologia, l'intenzione di continuarla ad utilizzare rappresenta di fatto le possibilità che questa ha di sopravvivere all'interno di un mercato dinamico e in continua evoluzione come quello dei dispositivi smart. Se si volesse cercare di influenzare quindi la *continuance intention to use* di un utente smartphone, è emerso da questa ricerca che l'aspetto che più conta è quello della *perceived usefulness*. Lo smartphone, in altre parole, deve risultare utile agli occhi del suo utilizzatore. Per quanto riguarda lo smartwatch invece, la variabile che più è in grado di influenzare la *continuance intention to use* di un utente, è proprio il suo grado di *satisfaction*. Una persona sarà più invogliata a continuare ad utilizzare il suo smartwatch specialmente se ritiene che l'esperienza di utilizzo del dispositivo sia, complessivamente, positiva. Il valore aggiunto di questa ricerca consiste nel fatto di aver rilevato una differenza statisticamente rilevante tra i due gruppi con riguardo alla loro intenzione di acquisto di ulteriori smart device. Gli utenti smartwatch hanno evidenziato una maggiore propensione ad acquistare ulteriori soluzioni IoT, diverse da quelle di cui sono già in possesso. Il loro è sicuramente un profilo "smart friendly", in quanto come detto precedentemente possiedono un numero maggiore di dispositivi IoT per persona rispetto al gruppo degli smartphone. I marketer del mondo IoT dovranno quindi avere un occhio di riguardo per questa tipologia di utenti, che potrebbero essere considerati come veri e propri *lead* se volessimo posizzionarli in una delle fasi della *customer journey*. È interessante notare, oltretutto, come per questi utenti a influenzare maggiormente la *purchase intention* di ulteriori smart device sia proprio la *continuance intention to use* del proprio smartwatch, un fenomeno che era stato ipotizzato proprio nel terzo obiettivo di ricerca. Gli utenti smartwatch, in conclusione, sono consumatori molto più disponibili a considerare l'acquisto di nuovi

dispositivi smart, al contrario di un utente “base” che magari possiede soltanto un paio di dispositivi, tra i più comuni, come smartphone e laptop.

Giunti alla fine di questo elaborato, è doveroso spendere qualche parola anche per tenere in considerazione quale siano i limiti presenti nella ricerca. Una delle limitazioni di questo studio risiede nel fatto che il nuovo modello proposto, come anche i modelli originali della *continuance intention*, sono applicabili a dispositivi definiti come *media system*, quindi veicolatori di informazioni. È importante chiarire questo concetto, in quanto non tutti i dispositivi IoT possiedono questa caratteristica. Si prenda come esempio un termostato intelligente, capace di accendersi e spengersi da solo in relazione alla temperatura esterna rilevata. Questo particolare dispositivo smart non rientra nella categoria degli *information system* definita come *media system*, proprio a causa della sua natura e delle sue specifiche funzionalità. In termini di ricerche future invece, esistono diversi possibili argomenti meritevoli di ulteriori approfondimenti. Primo, potrebbe essere interessante andare a capire quali sono le cause che non hanno permesso di confermare le tre ipotesi in questa ricerca. Secondo, potrebbe essere stimolante prendere in considerazione l’effetto che alcune variabili, intese come moderatrici, possono generare sul modello proposto, come ad esempio l’età e/o il genere. Terzo ed ultimo spunto per gettare le basi di future ricerche, sarebbe interessante estendere ulteriormente questo modello ad altre tecnologie IoT, purché queste siano considerate come veri e propri *information media system*.