



*Dipartimento di Economia e Management
Cattedra di Tecniche di borsa*

**DIVERSIFICAZIONE DI PORTAFOGLIO
TRAMITE STRATEGIE “SMART BETA”**

RELATORE

Prof. Claudio Boido

CANDIDATO

Francesco Renzi

Matr. 191291

ANNO ACCADEMICO 2016/2017

A Mamma e a Papà

Indice:	Pag.
Introduzione	4
PARTE I	
1. Dalla diversificazione naïve ai modelli multifattoriali	6
2. Indici di mercato, le differenti ponderazioni, Haugen e Baker	27
3. Gestione passiva e gestione attiva, costi e benefici	32
3.1. Valutazione delle performance	35
3.2. Indicatori di rischio e di rendimento	36
3.2.1. Indici di Sharpe, Treynor e Sortino	36
3.3. Fundamental law of active management	37
PARTE II	
4. ETF	39
4.1. Meccanismo di replica	42
4.2. Smart Beta	46
4.2.1. I fattori	48
4.2.1.1. Value factor	50
4.2.1.2. Momentum factor	64
4.2.1.3. Quality factor	82
4.2.1.4. Size factor	88
4.2.1.5. Minimum volatility factor	91
4.2.1.6. Costruzione di un portafoglio multifattoriale	93
4.2.2. iShares, BlackRock	97
Conclusioni	100
Appendice	101
Bibliografia	138
Sitografia	140

Introduzione

Dalla recente crisi finanziaria, il rischio è diventato l'elemento preponderante nel contesto economico, infatti gli investitori cercano di minimizzare la componente rischiosa anche a discapito degli obiettivi di rendimento precedentemente fissati. Da qui nasce l'esigenza di considerare nuovi approcci alla gestione del rischio che deviano dalla prassi. Inoltre, gli investitori di oggi, sempre in seguito alla crisi, hanno perso fiducia nei confronti dei gestori attivi, preferendo sempre più la gestione passiva, per i suoi costi contenuti. Ma se da un lato la gestione attiva cerca di battere il benchmark, puntando al premio di gestione, dall'altro, la gestione passiva replica semplicemente il benchmark.

I moderni approcci all'investimento finanziario collocano la loro attenzione sulla gestione del rischio sistematico, cioè quella componente del rischio derivante dal mercato, remunerato dallo stesso e non diversificabile. Tale rischio è il beta, unico fattore del CAPM (Capital Asset Pricing Model), che rappresenta la sensibilità dello strumento finanziario, al quale si applica tale modello, al benchmark. Nella gestione attiva l'asset manager cerca di sovraperformare l'indice di riferimento e lo fa genericamente aumentando il beta di portafoglio, una pratica che non consente di minimizzare il rischio, infatti un beta maggiore comporta una sensibilità del portafoglio altrettanto maggiore alle variazioni del mercato e ciò espone maggiormente l'investitore. Compito del gestore è cercare alfa positivi che permettano all'investitore di avere un extrarendimento a parità di rischio. Per far ciò molti gestori hanno iniziato ad utilizzare dei benchmark con ponderazioni diverse, oltre alla ponderazione su capitalizzazione di mercato. Il CAPM dimostra come un "cap-weighted portfolio" assicuri il più alto rapporto di extrarendimento e rischio ed è per questo che è diventato uno standard nella costruzione di indici di mercato. Tuttavia tale ponderazione non sempre riesce a cogliere un'adeguata compensazione per il rischio, portando alla conclusione, secondo Haugen e Baker (1991), che un indice così ponderato sia inefficiente. Negli ultimi anni si sono diffuse delle nuove forme di ponderazione che riuscissero a superare i limiti del "cap-weighted" e concentrarsi su una più alta diversificazione. Tanto più spesso si è sentito parlare di strategie "smart beta" come degli strumenti che replichino dei benchmark diversamente ponderati, per esempio in base al momentum, dove hanno un peso maggiore le società che hanno avuto, ultimamente, variazioni positive. Tali prodotti finanziari, essendo per loro natura ETF, si collocano a metà strada tra

la gestione passiva, tipica di un ETF, e la gestione attiva, in quanto non replicano un indice di mercato, ma cerca di sovraperformarlo.

L'elaborato si presenta diviso in due parti. La prima dà una base teorica relativa alla diversificazione di portafoglio, agli indici di mercato e ai fondi di investimento. La seconda parte è prettamente empirica e tratta gli ETF smart beta, analizzando, fattore per fattore, le caratteristiche di portafogli costruiti con determinati algoritmi, creati e testati con l'aiuto di Quantopian. Questa è una società con sede a Boston che gestisce il suo fondo di investimento di natura crowd-sourced. I gestori effettivi di questo fondo, in realtà, sono gli stessi membri che vi fanno parte e che sfruttano le risorse informative a disposizione di ognuno. Gli algoritmi migliori vengono scelti per gestire il fondo, i cui clienti sono, in parte, i membri stessi, e in altra parte, investitori istituzionali.

Questo elaborato spiega nel dettaglio il funzionamento di un ETF smart beta, in base al fattore di riferimento, ma non verranno presi in considerazione gli emittenti, né i costi relativi all'acquisto, alla gestione e alla vendita degli ETF, né al rischio o al rendimento di un qualsivoglia ETF regolarmente scambiato sui mercati finanziari. Gli algoritmi riportati non possono essere utilizzati stand-alone, ma solo tramite le risorse e il sito web di Quantopian. Non possono, inoltre, essere usati a fini di trading al di fuori della piattaforma Quantopian e senza un broker affiliato, come, ad oggi, Interactive Brokers LLC (IB) o Robinhood Markets Inc.

Alla fine dell'elaborato verranno citati, a titolo di esempio, gli ETF smart beta iShares di BlackRock e verrà mostrata la relativa somiglianza ai fattori discussi nel capitolo 4.2.1.

PARTE I

Capitolo 1

Dalla diversificazione naïve ai modelli multifattoriali

L'investitore, nelle sue scelte di investimento, è mosso essenzialmente da due fattori: il rendimento, che può derivare dalla combinazione dei titoli in portafoglio, e il conseguente rischio, inteso come volatilità del capitale investito, includendo sia le perdite che i profitti inattesi. L'investitore razionale è colui che ha come fine quello di massimizzare il rendimento e il cui vincolo è l'avversione al rischio. Noti il capitale disponibile e il periodo d'investimento, l'obiettivo è realizzato nel rispetto del vincolo, ripartendo le risorse in modo adeguato tra le diverse opportunità che il mercato offre. La presenza in portafoglio di due o più asset, i cui rendimenti non sono correlati, genera una riduzione del rischio, cioè della possibilità di incorrere in perdite o profitti inattesi. L'obiettivo della diversificazione è ridurre la correlazione tra gli strumenti in portafoglio al fine di ottenere un'esposizione minore. Molto spesso l'investitore comune non ha le caratteristiche tipiche dell'investitore razionale, è mosso anche da motivazioni "etiche", è soggetto a rammarrico, può avere problemi di autocontrollo, usa molti processi euristici per semplificare le sue scelte, ha una conoscenza solo limitata di calcolo matematico e statistico, può essere eccessivamente sicuro di sé. Ciò lo porta a considerare scelte che non rispondono pienamente alle sue esigenze e che non lo portano ai suoi obiettivi.

Il noto articolo di Markowitz del 1952, *Portfolio Selection*, è un caposaldo della letteratura finanziaria in tema di diversificazione di portafoglio. Egli getta le basi per la costruzione di modelli che spiegano la formazione dei prezzi, quali il *Capital Asset Pricing Model* e i successivi modelli multifattoriali. Il modello di Markowitz si basa sul fatto che gli investitori considerino i due parametri di rendimento atteso e rischio, inteso come deviazione standard dei rendimenti; l'orizzonte temporale è uniperiodale, ciò mette in luce la natura statica del modello; gli investitori sono avversi al rischio, inteso come una variabile negativa da minimizzare. L'investitore ha l'obiettivo di massimizzare il rendimento atteso ad un più basso livello di rischio. Perciò il modello evidenzia il paniere di

portafogli “non dominati”, cioè tutti quei portafogli che hanno un più alto rendimento atteso a parità di rischio, o un minor rischio a parità di rendimento atteso, selezionati in base al principio media-varianza, secondo cui se ho un portafoglio A e B tale che $\sigma_A \leq \sigma_B$ e $E(r_A) \geq E(r_B)$, A domina B. Si individua una serie di portafogli al cui interno troviamo, ad esempio, un paniere di due soli titoli. Se i rendimenti attesi di questi sono poco correlati, la deviazione standard del portafoglio si riduce, in quanto ρ è direttamente proporzionale a σ . Come conseguenza di ciò, l’insieme dei portafogli derivanti dalla combinazione dei due titoli assume una configurazione curvilinea e prende il nome di frontiera efficiente.

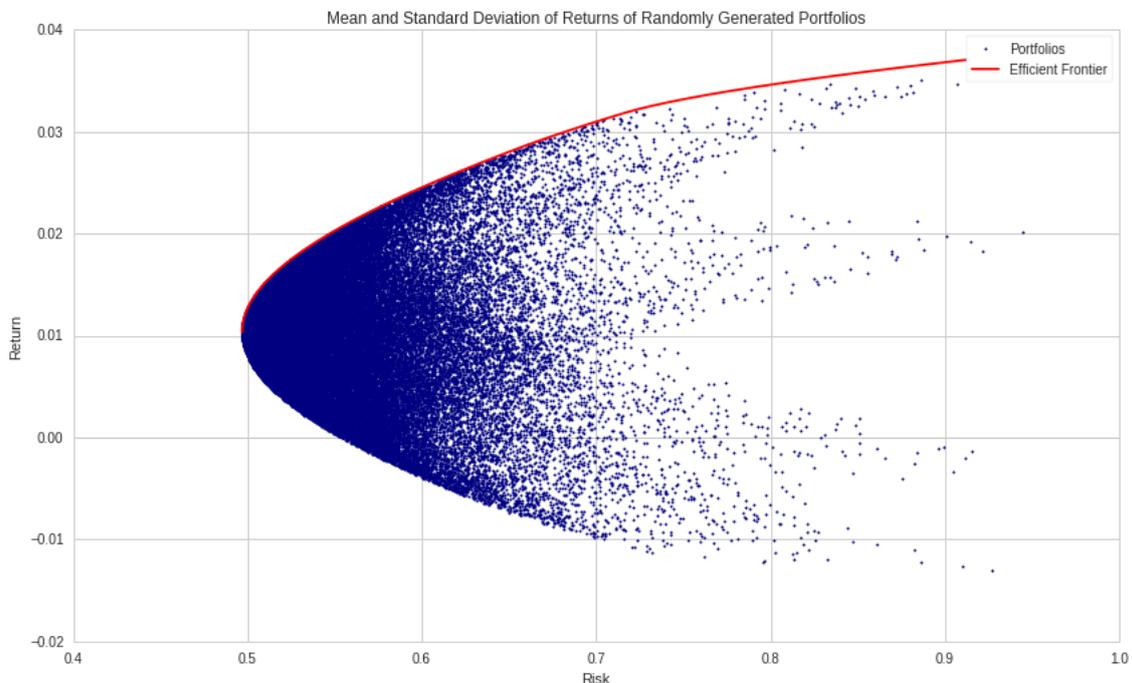


Figura 1 Frontiera efficiente. Fonte: modello costruito tramite Quantopian (vedi Appendice).

Per il principio media-varianza il ramo inferiore d’iperbole è l’insieme dei portafogli inefficienti perché sempre dominati da quelli posti sul ramo superiore. Al di sopra della frontiera non esistono combinazioni possibili, infatti se ne esistesse alcuna, questa dominebbe le altre e la frontiera efficiente traslerebbe verso l’alto. Il portafoglio ottimo per l’investitore si trova sulla frontiera e dipende dalla sua utilità e dalla sua aversità al rischio. Markowitz, a tal fine, utilizza curve di indifferenza basate su una funzione di utilità

quadratica¹, allorché il punto di ottimo è individuato dalla tangenza tra la frontiera e l'isocanto più alto. Tale punto è attraversato dalla *capital allocation line* (luogo geometrico delle combinazioni tra risky asset e risk free asset) la cui inclinazione definisce la rischio-sità in modo tale che una maggior inclinazione indichi una minor avversione al rischio. Il portafoglio ottimo si trova massimizzando lo *Sharpe ratio*, questo significa che bisogna trovare la CAL più ripida che coincide con la CAL tangente alla frontiera. È questo il motivo per cui il portafoglio efficiente coincide con il portafoglio tangente.

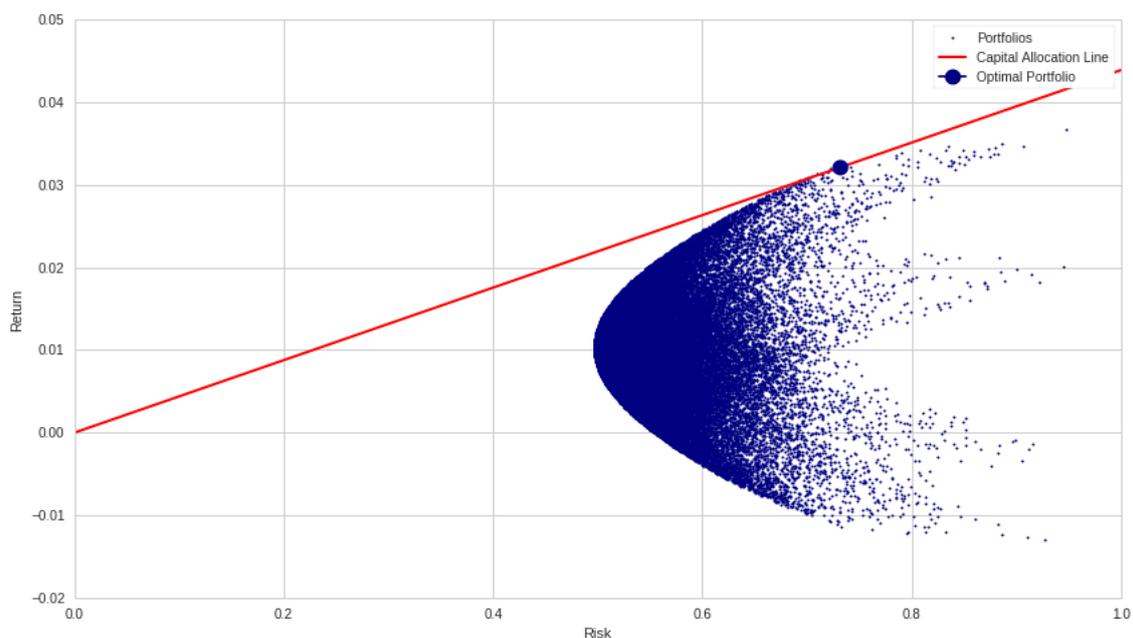


Figura 2 CAL. Fonte: modello costruito tramite Quantopian (vedi Appendice)

In termini pratici il modello di Markowitz può essere applicato al mercato finanziario ricorrendo non ai singoli titoli, ma alle *asset class*, ciascuna corrispondente al mercato di riferimento. Una volta ipotizzato un *holding period* si identificano i mercati nei quali investire. Occorre poi associare ad ogni *asset class* un indice di mercato che ne rappresenta

¹Fabrizi, P. (2016). Economia del mercato mobiliare (sesta ed.). Milano: Egea. 369. $E[U(x)] = E(r) - \frac{1}{2}\lambda\sigma^2$ con λ che rappresenta l'avversione al rischio, un valore elevato del parametro indica maggiore avversione.

l'andamento. Si procede alla stima dei parametri propri del modello: il rendimento atteso di ogni *asset class*, il rischio e la correlazione tra i rendimenti di ogni coppia di mercati. L'applicazione di un modello di ottimizzazione permette l'individuazione della frontiera efficiente, sulla quale potremmo trovare, ad un livello di rendimento e rischio attesi basso, il mercato monetario, per poi arrivare al mercato obbligazionario e azionario, domestico, internazionale e a livelli più alti di rischio, l'azionariato dei paesi emergenti².

La principale critica rivolta al modello è legata al tipo di funzione di utilità scelta, che rende impossibile il confronto tra due individui con diverso grado di avversione al rischio. L'ipotesi del modello di Markowitz è che tutti i titoli hanno varianza positiva. James Tobin rimuove tale assunto e introduce la possibilità di investire in attività *risk free*.

Combinando l'investimento in attività non rischiose con tutti i portafogli di attività rischiose che si trovano sulla frontiera efficiente, emerge che una di dette combinazioni domina le altre. Quest'ultima è individuata dal punto di tangenza tra la retta che ha intercetta pari a r_f e la frontiera efficiente. Detta combinazione individua il market portfolio o portafoglio di mercato (M), perfettamente diversificato e perciò esposto al solo rischio sistematico. Le combinazioni tra attività prive di rischio e portafoglio di mercato forma la *capital market line*. La CML è comune a tutti gli investitori dal momento che il *risk free rate* è comune a tutti gli investitori, così come la frontiera efficiente. Un investitore sceglierà il suo portafoglio ottimo in base alla sua avversione al rischio, graficamente lo individuerà come punto di tangenza tra la CML e la più alta curva di indifferenza. Se è avverso al rischio opterà per un portafoglio composto con un peso maggiore sull'attività non rischiosa, se al contrario è amante del rischio si sposterà lungo la CML verso destra fino a quando il suo portafoglio non sarà costituito prevalentemente da attività rischiose. Un investitore che abbia scelto un portafoglio lungo la CML non può sperare in un rendimento atteso superiore, se non assumendo maggior rischio. Data l'equazione della CML

$$E(r_p) = r_f + \frac{E(r_m) - r_f}{\sigma_m} \cdot \sigma_p$$

il coefficiente angolare esprime in che modo aumenta il rendimento atteso per ogni unità di rischio ulteriore assunto dall'investitore³. Dal momento che la CML individua solo

² Fabrizi, P. (2016). Economia del mercato mobiliare (sesta ed.). Milano: Egea. 372-377

³ Fabrizi, P. (2016). Economia del mercato mobiliare (sesta ed.). Milano: Egea. 388

quei portafogli efficienti, il cui rischio totale coincide con il rischio sistematico, non è possibile utilizzare tale relazione per stimare il rendimento e il rischio di portafogli, il cui rischio totale sia composto anche da rischio specifico, come ad esempio i singoli titoli. Questo perché il mercato remunera solo il rischio non diversificabile, definito come

$$\sigma_p = \rho_{i,m} \cdot \sigma_i ,$$

con $\rho_{i,m}$ quale correlazione tra i rendimenti del titolo o portafoglio di titoli con i rendimenti del portafoglio di mercato. La *capital market line* sarà

$$E(r_p) = r_f + \frac{E(r_m) - r_f}{\sigma_m} \cdot \rho_{i,m} \cdot \sigma_i$$

tale che il rapporto $\frac{\rho_{i,m}\sigma_i}{\sigma_m} = \beta$, l'equazione diventa

$$E(r_p) = r_f + \beta[E(r_m) - r_f]$$

Tale relazione è ora applicabile a qualsiasi titolo o portafoglio di titoli diverso da M ed è nota come *security market line*.

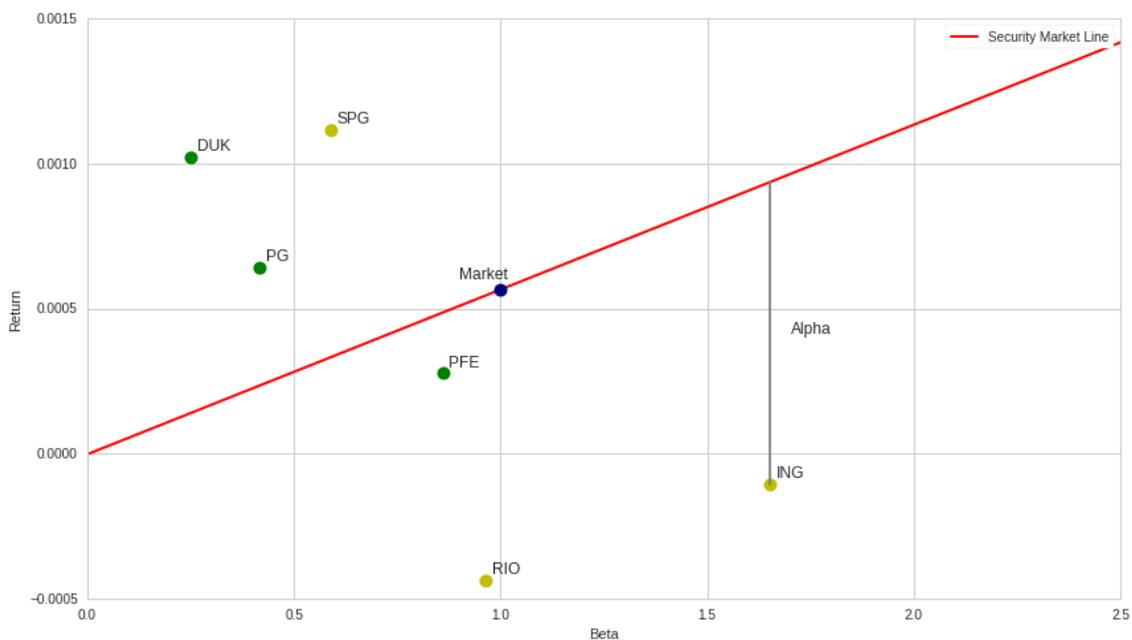


Figura 3 SML. Fonte: modello costruito tramite Quantopian (vedi Appendice)

Il modello descritto è il CAPM che, nonostante le critiche avanzate, rimane un elemento fondamentale nel pricing delle azioni. Il CAPM, sviluppato indipendentemente da Sharpe, da Lintner e da Mossin, è il modello che studia la relazione di equilibrio sul mercato dei capitali e presenta ipotesi prive di “attriti” di carattere istituzionale:

- assenza di costi di transazione, se esistessero, comprometterebbero il rendimento atteso e quindi la scelta dell'asset;
- le attività sono infinitamente divisibili e quindi l'investitore può investire a prescindere dalla dimensione del proprio portafoglio;
- assenza di imposte dal reddito prodotto da una attività finanziaria;
- presenza di concorrenza perfetta nel mercato, dove l'agire collettivo determina il prezzo;
- l'investitore basa le sue scelte unicamente sulle valutazioni riguardo il rendimento atteso e la deviazione standard dei titoli;
- non esistono vincoli alle vendite allo scoperto;
- è possibile investire o prendere a prestito illimitatamente al tasso privo di rischio, determinato dal rendimento dell'attività priva di rischio;
- gli investitori condividono lo stesso periodo di tempo unitario relativo ad aspettative riguardo ai rendimenti o ai prezzi, comportando ad avere lo stesso orizzonte temporale;
- tutte le attività possono essere liberamente comprate e vendute sul mercato.

Il modello può essere opportunamente applicato al mercato azionario nel caso in cui si volesse stimare il rendimento atteso dell'azione scelta. Supponiamo di considerare il mercato italiano, i parametri, che verranno considerati, saranno: il rendimento del BOT con scadenza annuale come r_f ; il rendimento del *FTSE MIB ALL-SHARE* come $E(r_m)$, o un indice simile come *MSCI italy index*, (il primo copre la quasi totalità (95%) dell'equity italiano non considerando le micro-cap, il secondo, l'85% dell'equity ed è composto da large e mid-cap); infine il beta dell'azione. Può essere considerato il seguente esempio:

titolo	data	prezzo	variazione
ENEL	14/07/17, 17:15	ultimo 4,95	-0,02 (-0,32%) ⁴
FTSE Italia All-Share	14/07/17, 17:04	ultimo 23.649,88	-0,34% ⁵
beta 0,95 ⁶			
BOT 1 anno			-0,352% ⁷
$E(r) = -0,352\% + 0,95 * (-0,34\% + 0,352\%) = -0,3406\%$			

Il risultato ottenuto si avvicina al rendimento dell'azione. Tuttavia, essendo il CAPM un modello statico, possiamo stimare il rendimento atteso solo nel periodo temporale di pochi minuti.

Procediamo con un differente test empirico. Si analizza il CAPM prendendo in considerazione il mercato americano, in particolare, il titolo Ferrari NV (RACE), un ETF su S&P 500 (SPY) come proxy del rendimento di mercato e il rendimento del T-Bill come r_f . Le analisi sono svolte dal 1 gennaio 2016 al 31 dicembre 2016⁸. Le rilevazioni sono giornaliere. Una volta inizializzate le funzioni necessarie⁹, si procede con il seguente algoritmo:

```
start_date = '2016-01-01'
end_date = '2016-12-31'

# scelgo l'azione e scarico le quotazioni relative giornaliere da (start_date) 1 gennaio 2016 a (end_date) 31 dicembre 2016
R = get_pricing('RACE', fields='price', start_date=start_date, end_date=end_date).pct_change()[1:]

# scarico i rendimenti del risk-free proxy per il periodo in esame
R_F = get_pricing('BIL', fields='price', start_date=start_date, end_date=end_date).pct_change()[1:]

# scarico i rendimenti di mercato usando l'ETF "SPY" come proxy dello S&P500
```

⁴ Fonte: Borsa Italiana

⁵ Fonte: Borsa Italiana

⁶ Fonte: Reuters

⁷ Fonte: <http://www.dt.tesoro.it> Risultati Asta: BOT 12 MESI Data: 12/07/2017 - 13/07/2017

⁸ Il modello è stato sviluppato con la piattaforma Quantopian

```
9 import numpy as np
import pandas as pd
import statsmodels.api as sm
from statsmodels import regression
import matplotlib.pyplot as plt
```

```

M = get_pricing('SPY', start_date=start_date, end_date=end_date, field
s='price').pct_change()[1:]

# regressione ols del titolo RACE rispetto al t-bill per trovare il be
ta
RACE_results = regression.linear_model.OLS(R-R_F, sm.add_constant(M)).
fit()
RACE_beta = RACE_results.params[1]

# trovato il beta nella stringa precedente disegno il grafico contenen
te i tre input
M.plot()
R.plot()
R_F.plot()
plt.xlabel('Time')
plt.ylabel('Daily Percent Return')
plt.legend();

# risultati della regressione
RACE_results.summary()

```

Da cui:

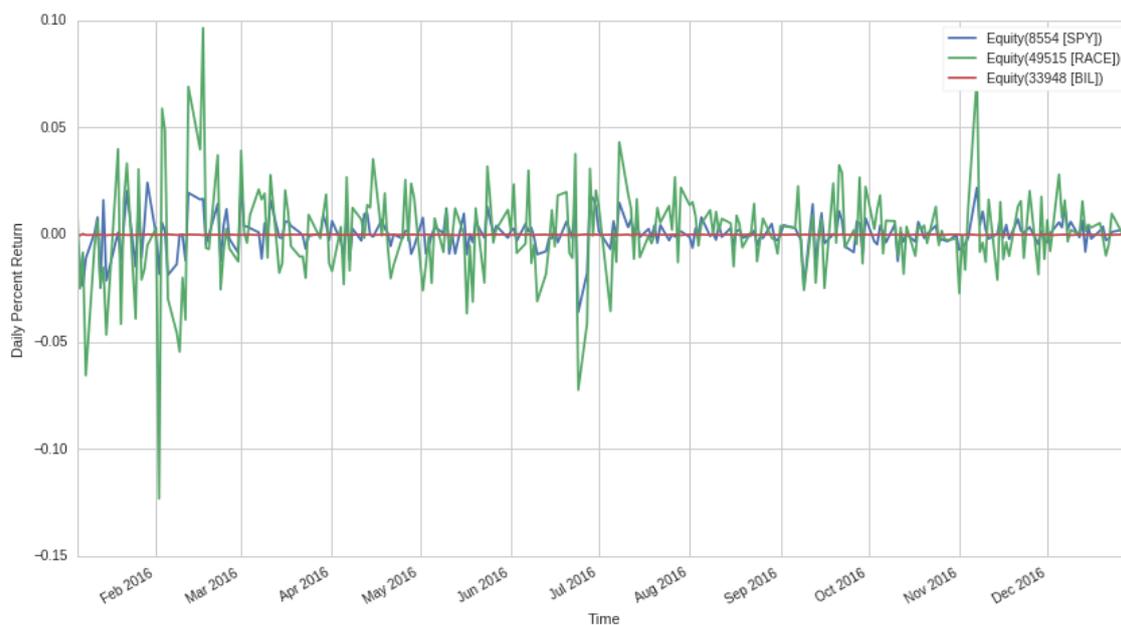
OLS Regression Results¹⁰

Dep. Variable:	y	R-squared:	0.420
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.417
Method:	Least Squares	F-statistic¹¹:	180.0
Date:	Sun, 30 Jul 2017	Prob (F-statistic):	3.00e-31
Time:	09:55:38	Log-Likelihood:	668.72
No. Observations:	251	AIC:	-1333.
Df Residuals:	249	BIC:	-1326.
Df Model:	1		
Covariance Type:	nonrobust		

¹⁰ da qui in avanti utilizzeremo regressioni con il metodo dei minimi quadrati

¹¹ F-statistica misura in che modo le medie di due popolazioni sono diverse. Il valore ottenuto suggerisce un risultato statisticamente significativo

	coef	std err	T	P> t	[95.0% Conf. Int.]
Const	9.885e-05	0.001	0.092	0.927	-0.002 0.002
Equity(8554 [SPY])	1.7598	0.131	13.416	0.000	1.501 2.018
Omnibus:	36.653	Durbin-Watson:		2.130	
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):		201.475	
Skew:	-0.347	Prob(JB):		1.78e-44	
Kurtosis:	7.334	Cond. No.		123.	



La regressione si basa su diverse ipotesi:

- la variabile indipendente non è un valore random;
- la varianza dell'errore è costante nel corso delle osservazioni, rilevante per valutare la bontà del modello;
- gli errori non sono autocorrelati. Il fattore Durbin-Watson rileva la tale fattispecie, infatti se è prossimo a 2 non vi è autocorrelazione;

- gli errori sono distribuiti in modo normale, in caso contrario non sarebbe stato possibile applicare l’F-statistico.

Il valore di R2 ci dice che la frazione della varianza totale di y è spiegata dal modello (0.42). Si usa un intervallo di confidenza del 95%. I risultati ottenuti dalla regressione sono stati calcolati automaticamente con la funzione “`regression.linear_model.OLS`” nella stringa

```
RACE_results = regression.linear_model.OLS(R-R_F, sm.add_constant(M)).fit()
```

Dalla regressione si stima il beta dell’azione tramite la funzione

```
RACE_beta = RACE_results.params[1]
```

Si procede all’applicazione del modello:

```
predictions = R_F + RACE_beta*(M - R_F) # CAPM equation

predictions.plot()
R.plot(color='Y')
plt.legend(['Prediction', 'Actual Return'])

plt.xlabel('Time')
plt.ylabel('Daily Percent Return');
```



Graficamente si nota come i risultati del CAPM siano simili ai rendimenti storici del titolo “RACE”.

La *security market line* rappresenta la relazione di equilibrio di mercato tra rendimento e rischio. Se l’asset registra un rendimento superiore rispetto la SML, avremo a che fare con un titolo sottovalutato: la relazione inversa tra rendimento del titolo e il suo prezzo fa sì che l’aumentare del rendimento diminuisca la quotazione del titolo stesso, in modo tale che sia considerato un titolo sottovalutato, da acquistare. L’acquisto del titolo da parte del mercato fa aumentare il prezzo e abbassare il rendimento riportandolo ai livelli della SML. Al contrario se un titolo presenta un rendimento inferiore alla SML il suo prezzo sarà sopravvalutato e ciò porterà il mercato a venderlo, in modo tale che il rendimento cresca e rientri in linea con quello previsto dal CAPM. Gli scostamenti sarebbero dovuti al rischio specifico del titolo. Nel 1963, Sharpe ipotizzò una relazione, simile al CAPM, che spiegasse tale fenomeno, arrivando ad un’equazione lineare del tipo

$$E(r_i) = \alpha_i + \beta_i \cdot r_{mkt} + \varepsilon_i$$

dove α_i è la misura del rischio specifico dell’asset, β_i la misura del rischio sistematico, r_{mkt} il premio a rischio = $E(r_m) - r_f$, ed ε_i è una variabile aleatoria derivante dalla regressione. Graficamente α_i è il rendimento del titolo quando il rendimento dell’indice è nullo, quindi è l’ordinata all’origine della retta di regressione, mentre β_i è il suo coefficiente angolare. Il *market model* appena citato è uno dei primi modelli che mette in discussione la validità del CAPM. Nella stima del beta, il market model tende a semplificare il procedimento, in quanto usa un indice di mercato come proxy del portafoglio di mercato, composto dalla totalità degli asset rischiosi. Inoltre, considera il rischio specifico remunerabile, diversamente dal CAPM in cui il solo rischio sistematico è remunerabile dal mercato, pertanto non c’è alfa. Inoltre, il CAPM non può essere un valido strumento per la stima dei rendimenti di una società non quotata, non conoscendo il beta di tale società, dovrò stimarlo. Un primo passo è comparare i fondamentali dell’azienda non quotata con quelli di un’azienda quotata. Se ho due società con diverso ammontare di debito ed *equity* il calcolo non è immediato. Dal momento che ciascuna attività reale o finanziaria ha un suo beta possiamo dire che il beta di una società sia uguale a

$$\beta_A = \beta_E \frac{E}{D+E} + \beta_D \frac{D}{D+E}$$

dove $\beta_D \sim 0$ se i debiti non sono rischiosi (al contrario $\beta_D = \frac{r_d - r_f}{(r_m + r_f)}$), da cui

$$\beta_E = \beta_A + (\beta_A - \beta_D) \frac{D}{E}$$

Utilizzando il teorema di Modigliani-Miller, stimo il beta delle azioni della società comparabile (questa è una società quotata con beta noto) che è β_E^C . Da questo mi ricavo β_A della comparabile, che inserisco nell'equazione di β_E^X (la società non quotata) e trovo il beta della società non quotata. Analiticamente:

per la società C, stimo il β_A unlevered partendo da β_E levered, trascurando β_D ¹²

$$\beta_A^C = \frac{E}{D+E} \beta_E^C \text{ }^{13};$$

per la società X

$$\beta_A^X = \beta_E^X \frac{E}{D+E} + \beta_D^X \frac{D}{D+E}, \quad \text{con } \beta_D^X \frac{D}{D+E} = 0$$

$$\beta_A^X = \beta_E^X \frac{E}{D+E} \quad \text{da cui } \beta_E^X = \beta_A^X \left(\frac{D+E}{E} \right)^X$$

sostituisco β_A^X con β_A^C che abbiamo trovato nel passaggio precedente

$$\beta_E^X = \beta_A^C \left(\frac{D+E}{E} \right)^X$$

$$\beta_E^X = \beta_A^C \left[1 + \left(\frac{D}{E} \right)^X \right] \text{ }^{14}.$$

In questo modo ho stimato il beta della società non quotata e procedo alla stima dei rendimenti attesi tramite CAPM.

Un altro importante limite del CAPM lo si riscontra nei periodi di congiuntura economica negativa. Il CAPM considera solo il rendimento di Borsa, non considera i fondamentali della società. Il rendimento negativo che suggerirebbe il modello porterebbe l'investitore a non investire nella società, anche se conseguisse degli utili, allorché risulterebbe più efficace usare il ROE. Ancora, il portafoglio di mercato citato sopra, poiché composto

¹² Il mercato delle obbligazioni è poco volatile

¹³ *Delevering*

¹⁴ *Relevering*

da tutte le possibili attività rischiose negoziabili, risulta nella pratica di difficile individuazione. Infatti, ai fini pratici, nella stima dei beta esso finisce con l'essere approssimato, in assenza di alternative migliori, con un portafoglio "replica", composto da un numero limitato di asset con β uguale ad 1, oppure con l'indice di un mercato azionario. Un'ipotesi semplificativa del CAPM è quella secondo cui è possibile dare e prendere in prestito al medesimo tasso *risk free*. Ciò non trova riscontro nella pratica in quanto il tasso di finanziamento è generalmente superiore al tasso di investimento. Per ovviare a tale problema si è ipotizzato il modello *zero-beta*. In tale modello esistono due tassi diversi, il *risk free rate* e il tasso di finanziamento e contestualmente due rette con i corrispettivi punti di tangenza sulla frontiera. La prima retta mostra in che modo trovare combinazioni ottimali di titoli rischiosi e non rischiosi, la seconda, mostra le combinazioni ottimali tra titoli rischiosi e livello di indebitamento.

I modelli multifattoriali ampliano l'equazione del CAPM, aggiungendo dei fattori correlati al rendimento dell'asset. Un modello multifattoriale può assumere diverse forme, i fattori utilizzati possono essere di natura finanziaria, macroeconomica, microeconomica, o che ricorrano alle caratteristiche dell'impresa che emette l'asset. Tra questi, fondamentale importanza ha l'APT. L'*arbitrage pricing theory* stima i rendimenti attesi dei titoli azionari secondo condizioni di equilibrio e le ipotesi sono la possibilità di vendita allo scoperto e che i rendimenti storici delle azioni possono essere descritti tramite un modello fattoriale¹⁵. L'equilibrio dei prezzi si ha a seguito di operazioni di arbitraggio. La relazione è la seguente:

$$r_i = E(r_i) + \varepsilon_i + \sum_{i=1}^n \beta_i F_i$$

dove $E(r_i)$ è il rendimento atteso del CAPM, F_i la variazione di un fattore rispetto alle aspettative, β_i la sua sensibilità e ε_i l'errore idiosincratico che rappresenta la componente specifica del titolo. In un portafoglio di titoli opportunamente diversificato tale parametro tende a zero. I modelli multifattoriali tendono a fornire una stima ben più precisa del rendimento atteso di un asset rispetto al CAPM. Tali fattori sono le proxy per la costruzione di strumenti finanziari basati su benchmark non più ponderati sulla capitalizzazione del mercato.

¹⁵ Fabrizio, P. (2016). *Economia del mercato mobiliare* (sesta ed.). Milano: Egea. 423

Il test empirico dell'APT viene svolto in due fasi: la stima dei beta dei singoli fattori e la comparazione del modello ottenuto ai prezzi di mercato. Nell'esempio specifico verranno presi in considerazione i rendimenti di azioni con strategie long-short e alcuni indicatori microeconomici come fattori del modello. Per stimare il premio a rischio si userà la regressione Fama-Macbeth¹⁶. Il periodo di analisi sarà dal 1 gennaio 2014 al 31 dicembre 2014. I titoli considerati sono Arconic Inc, Apple Inc, Abaxis Inc, ABM Industries, Inc. Una volta inizializzate le funzioni necessarie¹⁷ si procede alla ricerca dei dati:

```
def make_pipeline():
    pipe = Pipeline()

    # si aggiungono i fattori alla pipeline
    purchase_of_biz = Latest([morningstar.cash_flow_statement.purchase_of_biz])
    pipe.add(purchase_of_biz, 'purchase_of_business')

    RD = Latest([morningstar.income_statement.research_and_development])
    pipe.add(RD, 'RD')

    operating_cash_flow = Latest([morningstar.cash_flow_statement.operating_cash_flow])
    pipe.add(operating_cash_flow, 'operating_cash_flow')

    # peso dei fattori per la pipeline
    purchase_of_biz_rank = purchase_of_biz.rank()
    RD_rank = RD.rank()
    operating_cash_flow_rank = operating_cash_flow.rank()

    pipe.add(purchase_of_biz_rank, 'purchase_of_biz_rank')
    pipe.add(RD_rank, 'RD_rank')
    pipe.add(operating_cash_flow_rank, 'operating_cash_flow_rank')

    most_biz_bought = purchase_of_biz_rank.top(1000)
    least_biz_bought = purchase_of_biz_rank.bottom(1000)

    most_RD = RD_rank.top(1000)
    least_RD = RD_rank.bottom(1000)

    most_cash = operating_cash_flow_rank.top(1000)
    least_cash = operating_cash_flow_rank.bottom(1000)
```

¹⁶ Nelle applicazioni empiriche dell'economia finanziaria, una regressione Fama-MacBeth è un metodo immediato di stima applicato a un panel di dati. Trovandoci di fronte un set di dati che prevedono l'osservazione di K variabili per N unità statistiche e T periodi, quindi serie storiche di dati longitudinali, tale tipo di regressione è il più appropriato.

¹⁷ `from quantopian.pipeline import Pipeline`
`from quantopian.pipeline.data import morningstar`
`from quantopian.pipeline.factors import Returns, Latest`
`from quantopian.pipeline.filters.morningstar import Q1500US`
`from quantopian.research import run_pipeline`
`from quantopian.pipeline.classifiers.morningstar import Sector`
`import itertools`

```

pipe.add(most_biz_bought, 'most_biz_bought')
pipe.add(least_biz_bought, 'least_biz_bought')

pipe.add(most_RD, 'most_RD')
pipe.add(least_RD, 'least_RD')

pipe.add(most_cash, 'most_cash')
pipe.add(least_cash, 'least_cash')

# rendimenti giornalieri
returns = Returns(window_length=2)

# per settore
sectors = Sector()

pipe.add(returns, "Returns")

# si prende in considerazione il segmento Q150018
pipe.set_screen(
    (Q1500US() & sectors.eq(311)) &
    most_biz_bought | least_biz_bought |
    most_RD | least_RD |
    most_cash | least_cash
)

return pipe

pipe = make_pipeline()
results = run_pipeline(pipe, start_date, end_date)

results.head()

```

	RD	RD_rank	Returns	least_RD	least_biz_bought	least_cash	most_RD	most_biz_bought	most_cash	operating_cash_flow	operating_cash_flow_rank	purchase_of_biz_rank	purchase_of_business
Equity(24 [ARNC])	4.400000e+07	1452.0	0.009497	False	False	False	True	False	True	2.140000e+08	4195.0	1190.0	0.0
Equity(24 [AAPL])	1.168000e+09	1654.0	0.012011	False	True	False	True	False	True	9.908000e+09	4803.0	275.0	-53000000.0
Equity(25 [ARNC_PR])	4.400000e+07	1453.0	NaN	False	False	False	True	False	True	2.140000e+08	4196.0	1192.0	0.0
Equity(31 [ABAX])	3.418000e+06	684.0	-0.002990	True	False	False	True	False	False	2.019000e+06	1452.0	NaN	NaN
Equity(52 [ABM])	NaN	NaN	-0.007636	False	True	False	True	False	False	5.101200e+07	3297.0	598.0	-7982000.0

Ottenuti i dati li ordiniamo nel seguente modo:

¹⁸ Q1500US è un paniere, costruito da Quantopian, delle prime 1500 azioni tra tutti i settori economici americani

```

most_biz_bought = results[results.most_biz_bought]['Returns'].groupby(
level=0).mean()
least_biz_bought = results[results.least_biz_bought]['Returns'].groupb
y(level=0).mean()

most_RD = results[results.most_RD]['Returns'].groupby(level=0).mean()
least_RD = results[results.least_RD]['Returns'].groupby(level=0).mean(
)

most_cash = results[results.most_cash]['Returns'].groupby(level=0).mea
n()
least_cash = results[results.least_cash]['Returns'].groupby(level=0).m
ean()

# rendimento dei fattori
biz_purchase_portfolio = most_biz_bought - least_biz_bought
RD_portfolio = most_RD - least_RD
cash_flow_portfolio = most_cash - least_cash

```

così per ogni indicatore si acquistano gli asset col percentile più alto e si vendono quelli nel percentile più basso. Si procede con la regressione:

1. Per ogni asset ne regrediamo i rendimenti

$$R_{1,t} = \alpha_1 + \beta_{1,F_1}F_{1,t} + \beta_{1,F_2}F_{2,t} + \dots + \beta_{1,F_m}F_{m,t} + \epsilon_{1,t}$$

$$R_{2,t} = \alpha_2 + \beta_{2,F_1}F_{1,t} + \beta_{2,F_2}F_{2,t} + \dots + \beta_{2,F_m}F_{m,t} + \epsilon_{2,t}$$

$$R_{n,t} = \alpha_n + \beta_{n,F_1}F_{1,t} + \beta_{n,F_2}F_{2,t} + \dots + \beta_{n,F_m}F_{m,t} + \epsilon_{n,t}$$

2. Si usano i beta stimati come variabili esogene nel modello per calcolare il premio a rischio γ_K

$$E(R_i) = \gamma_0 + \gamma_1\beta_{i,F_1} + \gamma_2\beta_{i,F_2} + \dots + \gamma_m\beta_{i,F_m} + \epsilon_i$$

```

data = results[['Returns']].set_index(results.index)
asset_list_sizes = [group[1].size for group in data.groupby(level=0)]

purchase_of_biz_column = [
    [biz_purchase_portfolio.loc[group[0]]] * size
    for group, size in zip(data.groupby(level=0), asset_list_sizes)
]
data['Purchase of Business'] = list(itertools.chain(*purchase_of_biz_c
olumn))

RD_column = [
    [RD_portfolio.loc[group[0]]] * size
    for group, size in zip(data.groupby(level=0), asset_list_sizes)
]
data['RD'] = list(itertools.chain(*RD_column))

```

```

cash_flow_column = [
    [cash_flow_portfolio.loc[group[0]] * size
     for group, size in zip(data.groupby(level=0), asset_list_sizes)
    ]
]
data['Operating Cash Flow'] = list(itertools.chain(*cash_flow_column))

data = sm.add_constant(data.dropna())

# asset dalla pipeline
assets = data.index.levels[1].unique()

X = [data.xs(asset, level=1)['Returns'] for asset in assets]
Y = [
    data.xs(asset, level=1)[['Purchase of Business', 'RD', 'Operating
Cash Flow', 'const']]
    for asset in assets
]

# regressione: stima dei beta
reg_results = [
    regression.linear_model.OLS(x=risk_free_rate, y).fit().params
    for x, y in zip(X, Y) if not(x.empty or y.empty)
]
indices = [asset for x, y, asset in zip(X, Y, assets) if not(x.empty o
r y.empty)]

betas = pd.DataFrame(reg_results, index=indices)
betas = sm.add_constant(betas.drop('const', axis=1))

R = data['Returns'].mean(axis=0, level=1)

# regressione: stima dei risk premia
final_results = regression.linear_model.OLS(R - risk_free_rate, betas)
.final_results.summary()

```

OLS Regression Results

Dep. Variable:	Returns	R-squared:	0.058
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.057
Method:	Least Squares	F-statistic:	89.15
Date:	Thu, 20 Jul 2017	Prob (F-statistic):	5.55e-56
Time:	22:11:02	Log-Likelihood:	17796.

No. Observations:	4352	AIC:	-3.558e+04
Df Residuals:	4348	BIC:	-3.556e+04
Df Model:	3		
Covariance Type:	nonrobust		

	coef	std err	t	P> t	[95.0% Conf. Int.]
Const	0.0001	8.2e-05	1.664	0.096	-2.43e-05 0.000
Purchase of Business	0.0003	2.6e-05	12.566	0.000	0.000 0.000
RD	-0.0003	3.38e-05	-9.667	0.000	-0.000 -0.000
Operating Cash Flow	-0.0005	6.2e-05	-7.372	0.000	-0.001 -0.000
Omnibus:	4096.743		Durbin-Watson:	1.869	
Prob(Omnibus):	0.000		Jarque-Bera (JB):	1917787.193	
Skew:	-3.655		Prob(JB):	0.00	
Kurtosis:	105.580		Cond. No.	9.79	

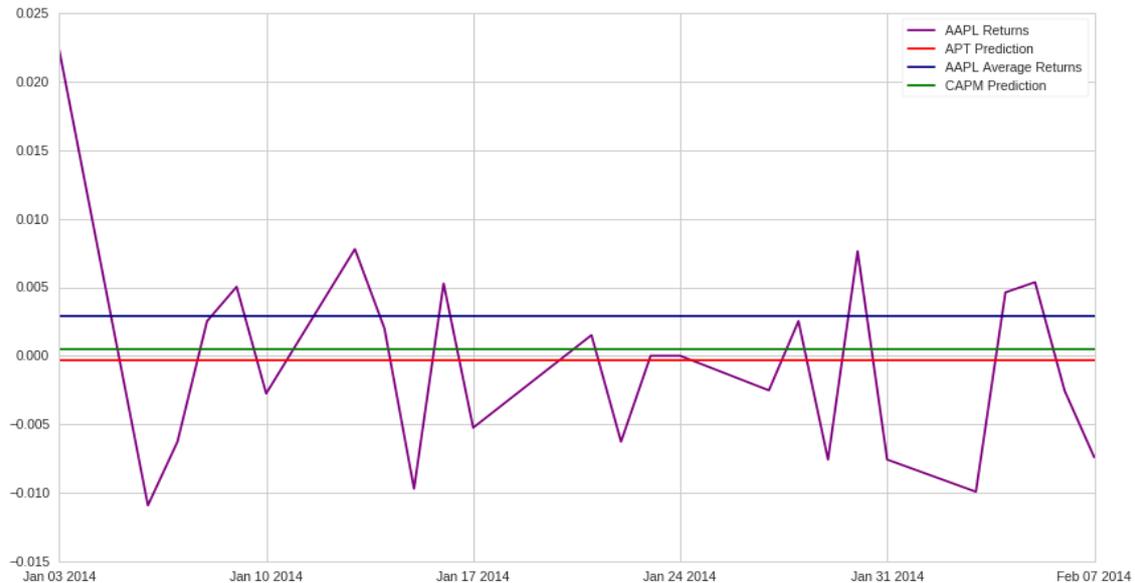
A questo punto si applica il modello ai titoli citati prima. Si procede con la comparazione tra il CAPM e l'APT. Il titolo scelto per effettuare tale comparazione sarà Apple, quindi usando il procedimento esposto sopra, calcoliamo i rendimenti attesi di Apple tra il 1 gennaio 2014 e il 31 dicembre 2014 derivanti dal CAPM e dall'APT:

```
M_annual_return = get_pricing('SPY', start_date=start_date, end_date=end_date, fields='price').pct_change()[1:]

# si consideri già calcolato il CAPM su AAPL
CAPM_AAPL_prediction = risk_free_rate + AAPL_beta*(M_annual_return.mean() - risk_free_rate)

year_of_returns = year_of_returns[:25]
```

```
plt.plot(year_of_returns[expected_return.index[1]], color='purple')
plt.plot(pd.DataFrame({'Expected Return': expected_return.iloc[0]}, index=year_of_returns.index), color='red')
plt.plot(pd.DataFrame({'Expected Return': year_of_returns.mean()[0]}, index=year_of_returns.index), color='navy')
plt.plot(pd.DataFrame({'Expected Return': CAPM_AAPL_prediction}, index=year_of_returns.index), color='green')
plt.legend(['AAPL Returns', 'APT Prediction', 'AAPL Average Returns', 'CAPM Prediction']);\
```



Il grafico risultante è ingrandito per permettere di osservare la differenza dei risultati dai modelli.

Infine, si considera la differenza dei rendimenti tra strategie long e strategie short per l'uno e per l'altro modello, al fine di avere un valore univoco derivante dal CAPM e un altrettanto valore per l'APT. Per stimare la differenza dei rendimenti, dopo un anno, dei modelli si applica la seguente equazione:

$$\left(\frac{\text{rendimento } APT_{t-1}}{\text{rendimento } APT_t} - 1\right) - \left(\frac{\text{rendimento } CAPM_{t-1}}{\text{rendimento } CAPM_t} - 1\right)^{19}$$

```
market_betas = [
    regression.linear_model.OLS(x[1:], sm.add_constant(M_annual_return
)).fit().params[1]
```

¹⁹ il *timeframe* è di un anno. Il rendimento CAPM/APT dalla seguente differenza: CAPM/APT long – CAPM/APT short

```

    for x in X if (x[1:].size == M_annual_return.size)
]
indices = [asset for x, asset in zip(X, assets) if (x[1:].size == M_annual_return.size)]

market_return = pd.DataFrame({'Market': M_annual_return.mean()}, index = indices)

CAPM_predictions = risk_free_rate + market_betas*(market_return['Market'] - risk_free_rate)
CAPM_predictions.sort_values(inplace=True, ascending=False)

CAPM_portfolio = [CAPM_predictions.head(5).index, CAPM_predictions.tail(5).index]
CAPM_long = get_pricing(
    CAPM_portfolio[0],
    start_date=start_date,
    end_date=end_date,
    fields='price'
).pct_change()[1:].mean(axis=1)
CAPM_short = get_pricing(
    CAPM_portfolio[1],
    start_date=start_date,
    end_date=end_date,
    fields='price'
).pct_change()[1:].mean(axis=1)

CAPM_returns = CAPM_long - CAPM_short

expected_return.sort_values(inplace=True, ascending=False)

APT_portfolio = [expected_return.head(5).index, expected_return.tail(5).index]
APT_long = get_pricing(
    APT_portfolio[0],
    start_date=start_date,
    end_date=end_date,
    fields='price'
).pct_change()[1:].mean(axis=1)
APT_short = get_pricing(
    APT_portfolio[1],
    start_date=start_date,
    end_date=end_date,
    fields='price'
).pct_change()[1:].mean(axis=1)

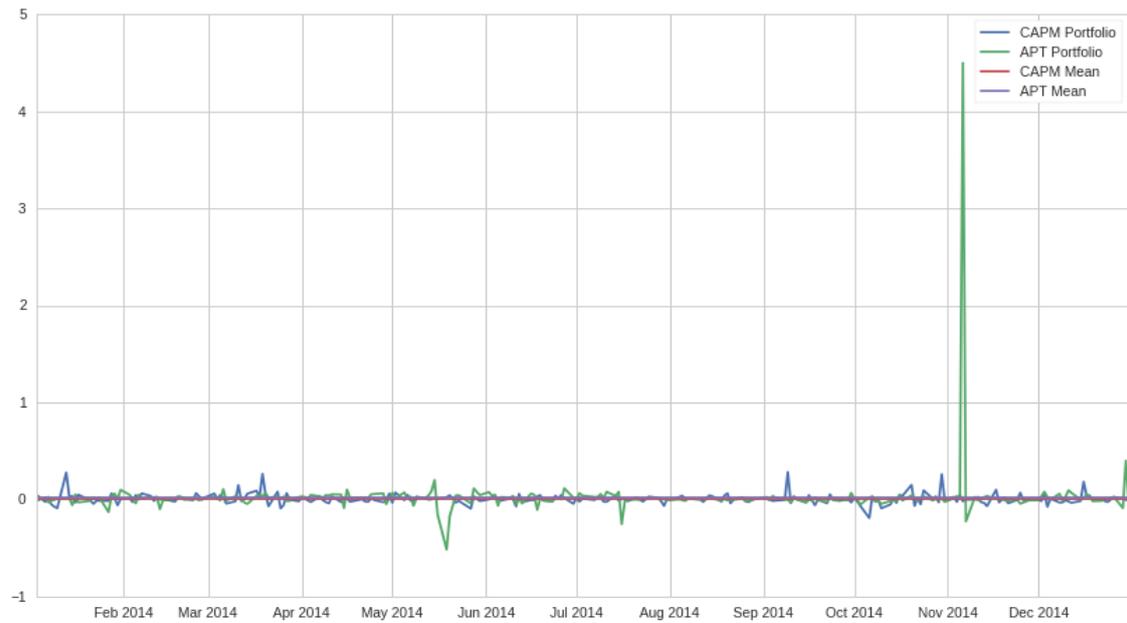
APT_returns = APT_long - APT_short

plt.plot(CAPM_returns)
plt.plot(APT_returns)
plt.plot(pd.DataFrame({'Mean Return': CAPM_returns.mean()}, index=CAPM_returns.index))
plt.plot(pd.DataFrame({'Mean Return': APT_returns.mean()}, index=APT_returns.index))
plt.legend(['CAPM Portfolio', 'APT Portfolio', 'CAPM Mean', 'APT Mean'])

```

```
print ((APT_returns[-1]/APT_returns[0]) - 1) - ((CAPM_returns[-1]/CAPM_returns[0]) - 1)
```

il risultato sarà il seguente: 1.69632235509



Capitolo 2

Indici di mercato, le differenti ponderazioni, Haugen e Baker

Secondo il CAPM, il *cap-weighted market portfolio* assicura il più alto rapporto tra extrarendimento e rischio (indice di Sharpe) ed è per questo motivo che è diventato pratica standard di molti investitori e asset manager che lo utilizzano nella costruzione dell'indice azionario di riferimento.

Il benchmark è un portafoglio di titoli rappresentativo di un determinato mercato, composto da un numero variabile di asset ed è utilizzato per esprimerne l'andamento. Il benchmark ha tre importanti finalità:

- fornire un'informazione generale sul trend;
- può essere replicato da un fondo a gestione passiva²⁰;
- viene usato dai gestori di un fondo attivo²¹, i quali cercano di battere il benchmark per ottenere extrarendimenti.

L'informazione, seppur generale, che un indice può dare ha fondamentale importanza nelle scelte di *asset allocation*, l'investitore, conoscendo la serie storica del mercato in cui intende investire, ha la possibilità di valutare in modo completo il prodotto finanziario che sceglierà, per esempio osservando il comportamento dell'asset in relazione a quello del benchmark. Le caratteristiche fondamentali sono²²:

- **Trasparenza:** gli indici devono essere calcolati con regole replicabili dall'investitore. Questo principio permette di anticipare i periodici cambiamenti della composizione degli indici stessi.
- **Rappresentatività:** gli indici devono essere rappresentativi delle politiche di gestione del portafoglio.
- **Replicabilità:** gli indici dovrebbero essere completamente replicabili con attività acquistabili direttamente sul mercato.
- **Hedgeability:** è preferibile che gli indici siano anche sottostanti di contratti derivati così da permettere una copertura tempestiva dei portafogli e l'abbassamento dei costi di transazione.

²⁰ Vedi cap. 3

²¹ Vedi cap. 3

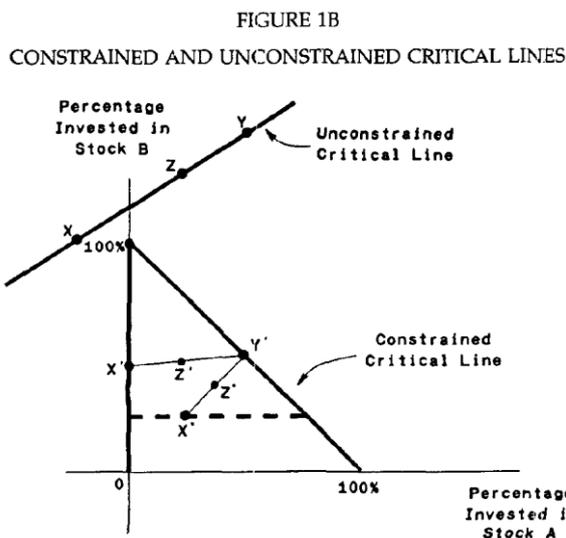
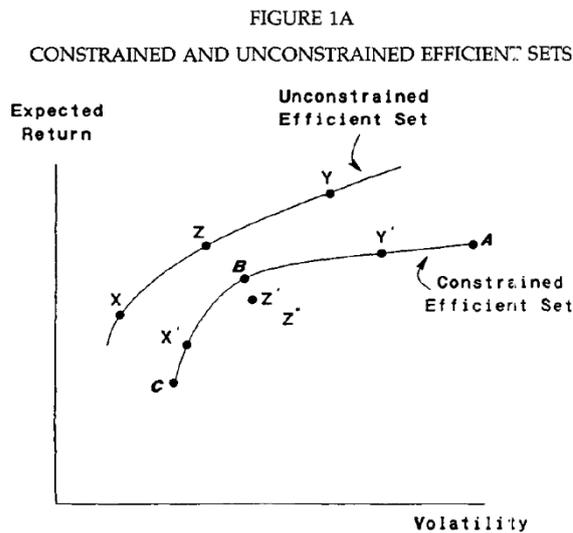
²² <http://www.borsaitaliana.it/notizie/sotto-la-lente/benchmark.htm>

Mediante una prima classificazione, possiamo distinguere gli indici di mercato completi da quelli parziali. I primi comprendono la totalità degli asset del mercato, i secondi sono costituiti solo da una parte di essi. I secondi sono i più comuni, il FTSE MIB o il FTSE 100 sono solo alcuni dei molteplici esempi. In particolare, sono composti rispettivamente dalle prime 40 e 100 società a livello di capitalizzazione, in Italia e nel Regno Unito. Esistono inoltre diversi metodi di costruzione di un indice di mercato. Un *price-weighted index* è un benchmark in cui ogni azione lo influenza in proporzione al prezzo di ciascun asset. Il valore dell'indice è generato aggiungendo il prezzo di ogni azione e dividendo la sommatoria per il numero totale di azioni presenti nel paniere. Le azioni con un prezzo maggiore avranno un maggior peso e dunque una maggiore influenza sulle variazioni dell'indice. Un metodo più semplice di determinazione dell'indice è quello di assegnare uguale peso a tutti gli asset presenti dando vita ad un *equally-weighted index*. Un benchmark di tipo *value-weighted* è basato sulla capitalizzazione dei singoli titoli e ciò consente la ripartizione del portafoglio dando un maggiore peso sui titoli le cui società sono maggiormente capitalizzate. Tale ponderazione risulta più efficiente rispetto alle precedenti, anche per il fatto che risulta più facilmente replicabile. La ponderazione di tipo *float-weighted* si discosta dalla precedente in quanto considera non più l'intera capitalizzazione della società ma solo il flottante, cioè l'ammontare di azioni disponibili e liberamente scambiabili sul mercato. Inoltre, una seconda classificazione è in base al rendimento delle azioni in termini di dividendo. Gli indici di prezzo si basano esclusivamente sul prezzo dell'azione, senza considerare i dividendi: tale calcolo risulta inefficiente in quanto registra le variazioni di prezzo dovute allo stacco dei dividendi, che genera un deprezzamento dell'asset. Al contrario, gli indici di tipo *total return* considerano anche il rendimento da dividendi.

Come accennato sopra, il metodo di ponderazione di tipo *value* risulta il più usato nella composizione degli indici di mercato, tuttavia gli studi di Haugen e Baker (1991) e Grinold (1992) evidenziano empiricamente come gli indici market cap-weighted siano dei benchmark non ben diversificati e non efficienti. Nell'articolo del 1991, assumono che «una predizione che i portafogli cap-weighted hanno la più bassa volatilità, dato il loro rendimento atteso, deve essere basata su un insieme di ipotesi che includono le seguenti:

- tutti gli investitori concordano sul rischio e sul rendimento atteso per tutti gli asset.

- tutti gli investitori possono vendere allo scoperto senza restrizioni;
- nessun rendimento è esposto a tassazione;
- l'opportunità di investimento impostata per tutti gli investitori, in possesso di qualsiasi titolo nell'indice, è limitata ai titoli nell'indice cap-weighted.



Senza questi presupposti, anche i più completi portafogli cap-weighted occupano posizioni nel paniere efficiente.>>>²³. Si supponga che tutti gli investitori abbiano le possibilità elencate prima, costruirebbero allora una frontiera efficiente e sceglierebbero, per esempio, tre portafogli X, Y, Z (*figure 1A*). La combinazione dei tre portafogli è raffigurata anche in *figure 1B*, dove le ascisse rappresentano la percentuale investita nell'asset A, mentre le ordinate, la percentuale investita nell'asset B. La percentuale investita nell'asset C è implicita ed è ricavata come differenza tra le due, in modo tale che l'origine degli assi rappresenta una ponderazione completa su quest'ultimo asset. Quando lo short-selling è permesso senza restrizioni, le combinazioni di portafogli efficienti generano al loro volta portafogli

efficienti. Dato che lo Wilshire 5000²⁴ è, sotto queste condizioni, una combinazione di

²³ Haugen, R. A., Baker, N. L. (1991). "The efficient market inefficiency of capitalization-weighted stock portfolios". The Journal Of Portfolio Management.

²⁴ "The Wilshire 5000 is the most comprehensive cap-weighted index of the U.S. equity population. It also represents the pooled holdings of the member stocks for all investors who have taken positions in any of the stocks in the index. Thus if, for every investor owning any of the stocks in the index, we separate these holdings and then aggregate, the combined portfolio will be the Wilshire 5000". Haugen, R. A., Baker, N. L. (1991). "The efficient market inefficiency of capitalization-weighted stock portfolios". The Journal Of Portfolio Management.

portafogli *unconstrained* ed efficienti posseduti da tutti gli investitori, sarà anch'esso posizionato sulla frontiera efficiente *unconstrained*. Siccome abbiamo assunto che tutti vedono la stessa frontiera efficiente, l'indice Wilshire 5000 sarà considerato anch'esso un portafoglio efficiente.

Ricordiamo che tale condizione è verificabile nel caso in cui siano vere le ipotesi elencate

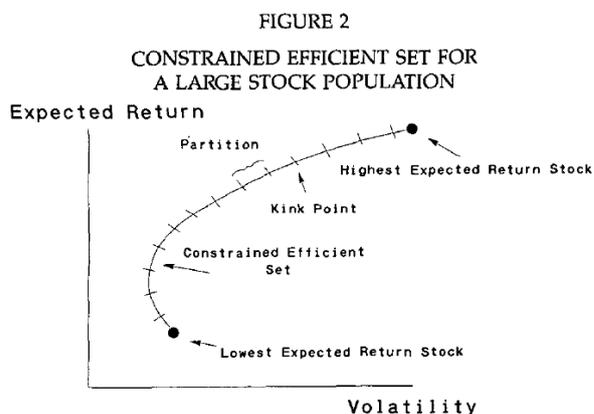


Figura 4 fonte grafici: Robert A. Haugen and Nardin L. Baker, "The efficient market inefficiency of capitalization-weighted stock portfolios" (1991)

sopra. In caso contrario si aprono diversi scenari. Se per esempio gli investitori non avessero tutte le stesse opinioni sul rischio e sul rendimento atteso, nessuno investirebbe nell'indice; tutti gestirebbero il rischio secondo le proprie attese, prendendo posizioni ottime secondo ciò che considerano la frontiera efficiente. Se così non fosse e qualcuno investisse nell'indice, egli avrebbe la convinzione che il mercato

sia efficiente in forma forte. Molto spesso il mercato non offre la possibilità di vendere allo scoperto, o, comunque, non senza restrizioni. Così le combinazioni possibili si limitano a quelle rappresentate dal triangolo in *figure 1B*. combinando i portafogli X' e Y' otteniamo il portafoglio Z' all'interno del triangolo e sotto la frontiera efficiente *constrained*, e quindi non più efficiente. In generale, con un più grande paniere di asset, la frontiera efficiente *constrained* appare come in *figure 2*. I nodi dividono la frontiera in partizioni, in cui sono presenti due o più azioni, positivamente ponderate per tutti i portafogli nella partizione stessa. Una volta superato il nodo il set viene modificato, perciò la combinazione di due o più portafogli di diverse partizioni sarà inefficiente. La frontiera include molte partizioni, e ciò significa che quando si combinano i portafogli efficienti detenuti dagli investitori, molti dei quali non possono andare corto senza restrizioni, l'indice di mercato, aggregato di più portafogli in partizioni differenti, non è più efficiente. Un altro problema è la tassazione, un rendimento conseguito da un investitore sarà al netto diverso da un rendimento conseguito da un altro investitore, anche se medesima è l'operazione da cui deriva tale rendimento. Questo perché variano fattori quali, ad esempio, commissioni e costi basati sullo storico dei profitti e delle perdite del

singolo investitore; differenti leggi tributarie tra uno Stato e l'altro e così via. L'inefficienza è evidente ancora nella *figure 1B*. Al netto delle tasse, l'investitore che vorrà investire anche su C avrà un differente portafoglio quale X'' che combinato con Y' darà un portafoglio Z'' al netto di tasse, ma inefficiente. Nella *figure 1A* è rappresentato al di sotto di Z' e comunque della frontiera efficiente *constrained*. L'argomentazione di Haugen e Baker continua, con un test empirico sull'efficienza del cap-weighted index, ma in questa sede ci soffermiamo su quanto dimostrato prima.

Sostanzialmente, questi indici non forniscono un'adeguata compensazione per il rischio che comportano, a differenza di quello che si credeva. Gli studiosi giungono, infatti, alla conclusione per cui esistono degli indici con differenti ponderazioni che, a parità di rendimento atteso, minimizzano la volatilità. Pertanto, negli anni, sono comparse nuove forme di indicizzazione che riuscissero a superare questi limiti provvedendo un opportuno premio al rischio e ponendo una particolare attenzione sulla diversificazione. Tra queste, una delle più affermate risulta essere l'approccio Smart Beta che consiste in un'alternativa al classico Cap-Weighted, di fatto sostituendolo come indice di riferimento per una gestione passiva degli investimenti.

Capitolo 3

Gestione attiva e gestione passiva, costi e benefici

La gestione di un portafoglio finanziario <<è la gestione, su base discrezionale e individualizzata, di portafogli di investimento che includono uno o più strumenti finanziari e nell'ambito di un mandato conferito dai clienti>>²⁵. L'investitore si avvale di un intermediario finanziario al fine di investire il proprio capitale e percepire un profitto dopo un certo periodo. Egli può scegliere una gestione attiva del suo patrimonio, avvalendosi di società quali SGR o SICAV, o di fondi di investimento, oppure optare per la gestione passiva, così da investire il proprio capitale in fondi il cui gestore riduce al minimo le proprie decisioni di portafoglio al fine di minimizzare i costi di transazione.

Nella gestione attiva, il gestore prende numerose decisioni di investimento, con l'obiettivo di ottenere una performance superiore al benchmark. Per fare ciò, generalmente, a fronte di un maggior rendimento atteso, si espone anche ad un rischio maggiore. Il suo successo dipende da una molteplicità di fattori, primo tra tutti la sua capacità, nonché il contesto economico e finanziario in cui opera. I principali strumenti a sua disposizione sono: l'*asset allocation*, con cui varia nel tempo la composizione del portafoglio, per sfruttare a proprio vantaggio le tendenze di mercato e per ottenere un paniere opportunamente diversificato di asset; lo *stock picking*, selezionando attività sottostimate dal mercato e con aspettativa di crescita, dismettendo le attività sovrastimate; il *market timing*, con cui aumentare o diminuire l'esposizione su determinati asset nel corso del tempo di investimento, in base alle previsioni sull'andamento futuro dei prezzi.

Un investitore che sceglie la gestione attiva si rivolgerà a intermediari, quali SGR. Le società di gestione del risparmio prestano servizi di gestione collettiva e gestione individuale, hanno la forma giuridica di Società per Azioni e svolgono l'esercizio di raccolta del patrimonio e del suo reimpiego, con il mandato conferito dai clienti. Questi ultimi sono creditori del fondo amministrato dalla SGR. Nel caso della gestione collettiva le risorse vengono raccolte in un fondo. Questo può avere forma giuridica contrattuale, come nei fondi di investimento, oppure forma statutaria, tipica delle SICAV. Nel primo

²⁵ <http://www.assogestioni.it/index.cfm/1,577,0,49,html/gestione-di-portafogli>

caso, il patrimonio gestito è autonomo e indipendente dalla società che lo gestisce, nonché dagli altri fondi presenti nella SGR. I risparmiatori non sono titolari del fondo, ma semplici creditori, delegano qualsiasi scelta di investimento alla società e si fanno carico del rischio che ne deriva. La società per azioni a capitale variabile ha per esclusivo oggetto l'investimento collettivo del patrimonio raccolto mediante l'offerta al pubblico delle proprie azioni. In tale modo l'investitore non è creditore del fondo, ma proprietario della società in relazione alla quota posseduta. Egli può, allora, prendere decisioni in società tramite il diritto di voto. È possibile distinguere i fondi armonizzati dai fondi non armonizzati. I primi sono costituiti nei Paesi dell'UE e sono costituiti prevalentemente da strumenti finanziari quotati e rispettano i seguenti limiti²⁶:

- non possono investire più del 10% del fondo in azioni senza diritto di voto o obbligazioni dello stesso emittente;
- non possono investire più del 10% del fondo in derivati o altri OICR²⁷;
- non possono investire più del 10% del fondo in strumenti finanziari quotati in mercati OTC²⁸;
- non possono investire in derivati di copertura per un ammontare superiore al patrimonio netto del fondo;
- non possono investire più del 5% del fondo in azioni ordinarie della stessa società.

I fondi non armonizzati possono non rispettare i limiti di cui sopra e si dividono in fondi speculativi e fondi di fondi. In particolare, i primi hanno l'obiettivo di offrire all'investitore un rendimento assoluto positivo indifferentemente dall'andamento dei mercati.

In generale, il gestore lavora su due tipi di rischio, il rischio specifico (α) e il rischio sistematico (β). L'alpha rappresenta la misura della variazione della performance di un fondo rispetto al suo valore atteso, calcolato in funzione del rischio sistematico, ossia quello attribuibile a fattori economici e politici non controllabili dall'investitore, denominato beta²⁹. Il compito di un buon manager è quello di sovraperformare il benchmark di

²⁶ Direttiva 85/611/CEE.

²⁷ Organismo di investimento collettivo del risparmio. I fondi armonizzati non possono costruire fondi di fondi.

²⁸ Over the counter. Tali mercati non sono regolamentati. Le modalità di contrattazione non sono standardizzate ed è possibile stipulare contratti "atipici". In generale, i titoli trattati in un mercato OTC sono meno liquidi rispetto a quelli trattati sui mercati ufficiali.

²⁹ Morningstar.

riferimento tramite gli alpha positivi, cioè aumentare il rendimento a parità del rischio. Talvolta, però raggiunge il suo obiettivo, assumendosi maggior rischio, incrementando il beta di portafoglio. Tale operazione non comporta la creazione di valore aggiunto al fondo, ma ne aumenta semplicemente il rendimento e il rischio legato, in quanto il gestore si espone maggiormente al mercato. Nella maggior parte dei fondi di investimento, tra cui gli stessi hedge fund, i profitti percepiti derivano in maniera preponderante dal beta, mentre una piccola parte dall'alpha. Inoltre, l'alpha è un gioco a somma zero, un gestore che consegue un'alpha positivo realizza un guadagno che è perdita per altri gestori, i quali abbiano realizzato alpha negativi.

I fondi di investimento addebitano, a coloro che vi investono, dei costi classificabili in due categorie. Quelli direttamente a carico del cliente e quelli a carico del fondo, ma sostenuti indirettamente dal cliente. Tra i primi vi rientrano le commissioni di entrata (pagate al momento dell'acquisto delle quote), di passaggio (qualora l'investitore decidesse di spostare il proprio conferimento in altri fondi della SGR) e di uscita (qualora il cliente decidesse di chiedere il rimborso). Tra le spese indirette rientrano le commissioni di gestione, pagate periodicamente ed espresse in percentuali sul patrimonio netto del fondo; le commissioni di incentivo, legate alle performance del fondo; i costi di intermediazione, sostenuti per l'acquisto e la vendita degli strumenti finanziari per il fondo. Il *total expense ratio* (TER) è il rapporto fra gli oneri posti a carico del fondo e il patrimonio medio dello stesso. Un dato che, in modo semplice e sintetico, rappresenta la percentuale del patrimonio prelevata dal fondo, in un anno solare, per la remunerazione dei servizi di gestione³⁰. Il rapporto tra costi del fondo e il patrimonio medio dello stesso è sintetizzato dal *total expense ratio*. Il TER tiene conto delle commissioni di gestione e di performance, delle spese di revisione, del compenso per la banca depositaria e di altri oneri, ma non comprende i costi di negoziazione riconosciuti ai broker per la compravendita dei titoli. Dal TER, inoltre, sono esclusi gli oneri fiscali e le commissioni di sottoscrizione, rimborso e switch, pagati direttamente dal sottoscrittore.

Nella gestione passiva, il gestore minimizza le sue scelte di asset allocation, al fine di contenere tutti i costi relativi, nonché l'imposizione fiscale sul capital gain. Tale strategia

³⁰ Saunders A., Cornett M. M., Anolli M. e Alemanni B. (2015). *Economia degli intermediari finanziari* 4/ed. Mc Graw Hill. 472-473.

si basa sulla replica del benchmark. Il concetto si basa su due elementi fondamentali³¹: l'ipotesi di mercato efficiente in forma forte o semi-forte, secondo cui i prezzi di mercato comprendono l'informazione disponibile, rendendo impossibile battere l'indice di mercato; la presenza di asimmetrie informative tra il gestore del fondo di investimento e il suo cliente. La minimizzazione dei costi, tipica della gestione passiva, è dovuta al minor numero di operazioni di compravendita dei titoli da parte del gestore e ciò permette di avere una performance netta superiore. Approfondiremo il discorso nel capitolo 4.

3.1 Valutazione delle performance

La scelta di un fondo di investimento presuppone la conoscenza della sua composizione, nonché del suo andamento storico, oltre che del rischio e del rendimento. La sua performance è misurata mediante indicatori di rendimento e di rischio. Il calcolo di tali indicatori non è immediato perché l'investitore ha, in qualsiasi momento, la possibilità di aumentare o diminuire la sua esposizione, fino alla dismissione dell'investimento. Ciò significa che il fondo subisce continuamente entrate e uscite monetarie che influenzano il risultato finale ed occorre isolare l'effetto della variazione del capitale dovuta al gestore. Il *money weighted rate of return* misura il rendimento ottenuto dall'investitore. Si ottiene dapprima calcolando l'incremento di patrimonio al netto di tutti gli afflussi e deflussi, $M_t - C_0 - afflussi + deflussi$, dove M_t è il valore finale del fondo e C_0 il patrimonio inizialmente conferito; si calcola la media ponderata per i giorni alla fine del periodo di misurazione del patrimonio affidato in gestione e si ottiene il MWRR dividendo il risultato di gestione per il capitale medio investito. Ovviamente, non può essere considerato un indicatore determinante nella scelta del fondo, in quanto non può essere confrontato con il benchmark, in cui sono esenti afflussi e deflussi monetari. Si ricorre allora al *time weighted rate of return*. Il calcolo viene effettuato dividendo il periodo complessivo in più sottoperiodi quanti sono i flussi in entrata e in uscita dal fondo, ricavandone il rendimento confrontando il valore finale del sottoperiodo con il valore iniziale ed infine capitalizzando i vari rendimenti ottenuti. In questo modo il calcolo della performance non è "sporcato" dal timing dei flussi.

³¹ Assogestioni. La gestione passiva.

3.2 Indicatori di rischio e di rendimento

La misura del rischio totale viene effettuata mediante deviazione standard che rappresenta la variabilità dei rendimenti intorno al loro valore medio. Il rischio può essere, tuttavia, scomposto nelle sue componenti, misurabili grazie ad altri parametri. Il beta è la misura della componente sistematica del rischio dei titoli azionari. La *tracking error volatility* misura la volatilità dei rendimenti intorno al benchmark. Esistono altri parametri che giustificano il fatto che gli investitori sono avversi al rischio che genera perdite. Il primo di questi è la semideviazione standard che considera solo gli scostamenti negativi e non anche quelli positivi. Il secondo è il *downside risk* che considera solo gli scostamenti inferiori al tasso *risk free*. Per una corretta misurazione della performance occorre integrare suddetti parametri per la costruzione di indicatori.

3.2.1 Indici di Sharpe, Treynor e Sortino

Questi tre indicatori sono accomunati dal fatto che il numeratore è la differenza tra rendimento in eccesso del titolo e rendimento *risk free*. L'indice di Sharpe permette di calcolare il premio per il rischio di un fondo di investimento per ogni singola unità di rischio.

$$S = \frac{r_i - r_f}{\sigma_i}$$

In teoria, infatti, l'investitore può, in qualsiasi istante, scegliere di impiegare i suoi soldi in un'attività priva di rischio (*risk-free*), oppure orientarsi su un investimento alternativo purché l'incremento di rischio, derivante da tale scelta, sia ben compensato dall'extra-rendimento così ottenuto. L'indice di Sharpe fornisce informazioni su quanto extra-rendimento (premio per il rischio) il fondo è in grado di generare per ogni unità di rischio (volatilità), permettendo quindi di rendere confrontabili fondi di investimento omogenei per benchmark. Tale indice considera il rischio totale, diversamente dagli indici di Treynor e Sortino. Il primo misura il rendimento differenziale del fondo e dell'attività non rischiosa in termini di rischio sistematico.

$$TR = \frac{r_i - r_f}{\beta_i}$$

Il secondo misura il rendimento differenziale del fondo e dell'attività priva di rischio per ogni unità di downside risk:

$$SO = \frac{r_i - r_f}{DSR_i}$$

con $DSR_i = \sqrt{\sum_{r_i < r_f} \frac{(r_i - r_f)^2}{n}}$.

Tale indicatore è simile all'Indice di Sharpe e all'Indice di Treynor, ma ne differisce per due motivi:

- 1) l'extra-rendimento può essere calcolato rispetto a un tasso di rendimento minimo accettabile definito dall'investitore;
- 2) il concetto di rischio considerato si riferisce unicamente alla possibilità di conseguire un extra-rendimento negativo, mentre non si considerano i casi in cui l'extra-rendimento è positivo.

Per tutti e tre gli indici esposti, l'investitore ricercherà quelli con valore più alto.

3.3 Fundamental law of active management

Oltre i tre indicatori sopra esposti, ne esiste un quarto che si differenzia in quanto prende in riferimento non più il rendimento del *risk free*, ma quello del benchmark. Il denominatore è la *tracking error volatility*³². L'*information ratio* misura il rendimento generato dal gestore di un fondo rispetto al benchmark, rimanendo comunque fedele al benchmark stesso. L'indicatore è rilevante nella relazione proposta da Grinold, chiamata appunto "Fundamental law of active management". La legge argomenta la tesi secondo cui la produttività di un manager di un fondo attivo dipende dalle sue capacità e da quanto spesso le usa per gestirlo. In altri termini:

$$IR = IC * \sqrt{BR}$$

³² La *Tracking Error Volatility* descrive la volatilità dei rendimenti differenziali di un fondo rispetto ad un indice di riferimento. Nel caso di un fondo a gestione passiva, il cui obiettivo è replicare l'andamento del proprio benchmark, la TEV consente di valutare con quanta fedeltà il gestore ha replicato tale andamento. Di conseguenza, quanto più elevato è il valore assunto dalla TEV, tanto più indipendenti sono state le scelte del gestore rispetto all'andamento dell'indice scelto come riferimento. Morningstar.

dove IC è l'*information coefficient*, che indica la misura delle capacità del manager e BR è la profondità della strategia ed indica il numero di *forecast* effettuate nell'orizzonte temporale. Per raggiungere un buon livello di IR il manager ricorre all'aumento delle scelte, di *trades* per incrementare BR, oppure migliora le sue *skill* e quindi avrà un maggior IC. La relazione non può essere applicata empiricamente in quanto l'omissione di costi transattivi tra le ipotesi distorce significativamente i due parametri. Inoltre, l'IC non può essere stimato a priori.

PARTE II

Capitolo 4

ETF

Nel precedente capitolo, l'argomento si è focalizzato sulla gestione attiva. La gestione passiva si basa su prodotti finanziari che si discostano dalle caratteristiche dei fondi comuni di investimento, ma che rientrano nella stessa categoria. La replica di un indice di mercato è resa possibile grazie agli ETF (exchange traded fund), una particolare categoria di fondi o SICAV che hanno due caratteristiche fondamentali: gli ETF sono quotati come se fossero azioni e hanno il solo obiettivo di replicare l'indice sulla base del quale sono stati creati. Il fine di tali strumenti è quello di cogliere le caratteristiche salienti delle azioni, flessibilità e trasparenza informativa della negoziazione in tempo reale e dei fondi di investimento, diversificazione e riduzione del rischio. Nella teoria di portafoglio, l'ETF su un indice è un'ottima proxy del portafoglio di mercato, di gran lunga migliore del portafoglio replica, quest'ultimo costruito scegliendo un numero limitato di azioni con beta unitario, rappresentative del benchmark.

L'ETF consente di³³:

- prendere posizione in tempo reale sul mercato target con una sola operazione di acquisto: acquistando un ETF è possibile investire su di un intero indice di mercato (ad esempio FTSE MIB, DAX, Nasdaq100, S&P500) in tempo reale ad un prezzo che riflette perfettamente il valore del fondo in quel preciso momento.
- Realizzare l'identica performance dell'indice benchmark: l'ETF consente di ottenere un rendimento pari a quello del benchmark di riferimento in virtù di una "gestione totalmente passiva", ad esempio, replicando al suo interno esattamente la composizione ed i pesi dell'indice al quale si riferisce. Va considerato però che qualora la valuta di riferimento dell'indice sia differente da quella di negoziazione

³³ Borsa italiana

(che è sempre l'euro), il rendimento dell'ETF potrà divergere da quello del benchmark per effetto della svalutazione/rivalutazione di tale valuta nei confronti dell'euro.

- Avere un prezzo di mercato costantemente allineato al NAV: grazie al particolare meccanismo di funzionamento sul mercato primario detto creation/redemption in kind, che permette ai partecipanti autorizzati di creare e rimborsare le quote scambiando gli ETF con tutti i titoli componenti l'indice di riferimento e, viceversa, il prezzo in Borsa è costantemente allineato al valore ufficiale dell'ETF, il Net Asset Value (NAV): di conseguenza il rischio di acquistare un ETF a premio o di venderlo a sconto è ridotto, tuttavia questo rischio non può essere a priori escluso.
- Ottenere un'ampia diversificazione: investire in un ETF significa prendere facilmente posizione su un intero indice di mercato che, facendo riferimento ad un paniere ampio di titoli, diversifica e diminuisce il rischio dell'investimento.
- Ridurre il costo del proprio portafoglio: gli ETF presentano una commissione totale annua (TER) ridotta e applicata automaticamente in proporzione al periodo di detenzione, mentre nessuna commissione di "Entrata", di "Uscita" e di "Performance" è a carico dell'investitore. Il risparmiatore deve solo considerare le commissioni applicate dalla propria banca o dal proprio broker per l'acquisto e la vendita sul mercato.
- Beneficiare di proventi periodici: i dividendi o gli interessi che l'ETF incassa a fronte delle azioni detenute nel proprio patrimonio (nonché i proventi del loro reinvestimento) possono essere distribuiti periodicamente agli investitori o capitalizzati stabilmente nel patrimonio dell'ETF stesso. In entrambi i casi il beneficiario è solo l'investitore.
- Abbattere il rischio emittente: gli ETF quotati su ETFplus sono, a seconda dello strumento, Fondi Comuni di Investimento, oppure Sicav (OICR). Come noto, gli OICR hanno un patrimonio separato rispetto a quello delle società che ne curano le attività di costituzione, gestione, amministrazione e marketing. Gli ETF, pertanto, non sono esposti al rischio di insolvenza neppure in caso di fallimento delle società appena menzionate.

Il meccanismo di creazione e rimborso in natura richiede ai partecipanti autorizzati di operare sui titoli presenti nell'indice benchmark al fine di creare nuove quote/azioni o chiederne il rimborso. Di conseguenza, si crea un legame tra liquidità dell'ETF e liquidità del mercato sottostante, per cui le condizioni di spread e di controvalore delle proposte presenti sul book di negoziazione sono le medesime che si potrebbero fronteggiare operando direttamente sui titoli componenti l'ETF. Ad ogni modo, al fine di garantire la massima liquidità, è richiesto che per ogni ETF sia presente un operatore specialista che ha l'obbligo di esporre, in via continuativa, ordini in denaro e lettera per una quantità e uno spread massimo.

In Italia, il mercato regolamentato degli ETF è ETFplus. È diviso in vari segmenti e raccoglie anche le categorie nominate ETC ed ETN che vedremo successivamente. Esistono tre tipi di ETF: indicizzati, strutturati e attivi. Gli ETF indicizzati sono ETF *plain vanilla* e replicano semplicemente l'indice di riferimento. Essi sono classificabili per area benchmark e indice, come segue: per settore azionario (di cui style³⁴), obbligazionario *corporate*, titoli di stato, liquidità, inflazione, indici di credito, indici di volatilità, commodities, real estates; per area geografica, quindi paesi sviluppati e paesi emergenti. Gli ETF strutturati non si limitano a replicare il mercato a cui si riferiscono, ma permettono agli investitori di accedere a particolari strategie di investimento, come la possibilità di prendere posizione su un mercato con effetto leva (*leveraged* ETF) o scommettere, con o senza leva, sui ribassi (ETF short). I settori di riferimento sono: azionario e obbligazionario short; azionario e obbligazionario, rispettivamente, *leveraged long* e *leveraged short*. Un titolo di esempio può essere Lyxor Ucits Etf Ftse Mib Daily Leveraged, ETF strutturato con leva long 2X, che replica l'andamento del FTSE MIB applicando una leva di 2:1. L'obiettivo di investimento di questo strumento, in particolare, è quello di replicare l'andamento a rialzo o a ribasso dell'indice FTSE MIB Daily Leveraged RT Net-of-Tax TR³⁵. In questo tipo di ETF la strategia di *leverage* è azzerata quotidianamente sull'indice FTSE MIB. L'azzeramento quotidiano implica che, in un periodo lavorativo superiore ad un giorno lavorativo, il rendimento totale del fondo potrebbe non corrispondere al doppio (o al triplo, a seconda della leva) del rendimento del FTSE MIB. Nello specifico, su un

³⁴ L'azionario style comprende gli indici costruiti per mezzo di fattori quali volume, momentum, quality, value, beta factor, dividend, volatility, cap e altri. Si veda più avanti.

³⁵ Si veda il KIID dello strumento

periodo di un giorno lavorativo, un'eventuale svalutazione dell'indice *Parent*³⁶ comporterà una svalutazione più significativa del valore patrimoniale netto del fondo. Su un periodo superiore ad un giorno lavorativo, la performance del fondo sarà invece diversa dal doppio della performance dell'indice *Parent* e potrà inoltre essere di valore opposto. Il meccanismo di replica è indiretto ed avviene mediante l'utilizzo di contratti swap negoziato OTC. Il fondo investirà in un portafoglio diversificato di azioni internazionali, il cui rendimento verrà scambiato con quello dell'indice di riferimento. Infine, un'ultima categoria raccoglie gli ETF attivi, cioè a gestione attiva, operata da un gestore delegato. Un esempio è il titolo Lyxor Italia Equity Pir Ucits Etf, ponderato sul 75% sul FTSE MIB e sul 25% sul FTSE Italia Mid Cap³⁷. ETFplus, come accennato prima, raccoglie ulteriori due classi di titoli, si tratta di strumenti finanziari derivati cartolarizzati. Questi si comportano come gli ETF, replicando in maniera diretta o indiretta il sottostante, che, in questo caso, può essere una materia prima, o un indice di materie prime, nel caso degli ETC (Exchange traded commodities), ovvero un indice azionario, obbligazionario o comunque diverso dalle commodities, nel caso degli ETN (Exchange traded notes). I primi si dividono nelle seguenti categorie: metalli industriali, metalli preziosi, energia, prodotti agricoli e bestiame. Inoltre, esistono indici di commodities *leveraged long e short*. Un esempio di questo tipo è l'ETC sul petrolio emesso dalla società *Boost Issuer Plc*, Boost Brent Oil Etc che replica l'indice NASDAQ COMMODITY BRENT CRUDE OIL ER. Gli ETN invece replicano, con leve variabili fino a 5:1, indici di azioni, obbligazioni e valute con strategie long/short. Boost Ftse Mib 3x Leverage Daily replica il FTSE MIB con leva 3:1 e ha come sottostante FTSE MIB SUPER LEVERAGED RT NET-OF-TAX LUX TR.

4.1 Meccanismo di replica³⁸

Il meccanismo di replica di tali strumenti avviene in diversi modi. La replica fisica si esplicita nell'acquisto di tutti i titoli inclusi nell'indice benchmark in proporzione pari ai pesi che essi hanno nell'indice, cosicché la performance del fondo sia sempre allineata a

³⁶ Nel caso dell'ETF considerato, il FTSE MIB.

³⁷ Si veda il KIID dello strumento

³⁸ Borsa Italiana

quella del benchmark. In questo modo il gestore dell'ETF, una volta costituito il portafoglio iniziale, dovrà solamente compiere operazioni che consentono di mantenere invariati tali pesi in occasione dei ribilanciamenti dell'indice. In generale la full replication è efficace per indici costituiti da un numero non troppo elevato di titoli liquidi (es. Dax, FTSE-Mib, Eurostoxx 50), panieri che consentono di ottimizzare i costi di transazione. Infatti la replica fisica completa richiede che il gestore effettui ribilanciamenti periodici dovuti all'uscita dall'indice di titoli che non abbiano più i requisiti di permanenza, all'entrata di nuovi, nonché al pagamento di dividendi o altri proventi e al loro eventuale reinvestimento. Questa movimentazione del portafoglio può generare dei costi di transazione (sia in termini di spread che di commissioni di negoziazione) che impattano sulla performance dell'ETF rispetto all'indice. Anche la gestione dei dividendi nella replica fisica può essere fonte di tracking error, nel caso il benchmark consideri l'immediato reinvestimento mentre nella realtà il processo di investimento dei proventi risulta più lungo. In caso di replica fisica completa, i titoli acquistati dal gestore sono detenuti presso una banca depositaria e sono di proprietà dell'ETF; il possessore dell'ETF non è quindi esposto a nessun rischio controparte.

La replica fisica a campionamento, in gergo tecnico "sampling", consiste nell'acquisto di un campione di titoli scelto in modo da creare un portafoglio sufficientemente simile a quello del benchmark, ma con un numero di componenti inferiore che ottimizza perciò i costi di transazione. Questa tecnica di replica si basa sul presupposto che, se è possibile individuare le principali determinanti che spiegano il rendimento del benchmark (come il settore e la dimensione), allora, replicando nel fondo quelle stesse determinanti, si dovrebbero ottenere rendimenti in linea con quelli del benchmark. Ad esempio, nel caso di benchmark azionari una di queste determinanti può essere il settore industriale. Operativamente, viene individuato il peso di ogni settore nel benchmark e si selezionano i titoli in modo che sia rispettata la composizione settoriale dello stesso. Per migliorare il campionamento, in genere, viene utilizzato più di un criterio. Ad esempio, viene considerata, oltre al settore, la capitalizzazione di borsa così da costituire un fondo che abbia un numero limitato di titoli rispetto al benchmark, ma che ne rispecchi la composizione per settori e per classi dimensionali. Tecniche più sofisticate di sampling si basano su modelli multifattoriali. Assunto base di questa metodologia è che i fattori individuati siano quelli davvero in grado di rappresentare il benchmark. Qualora non lo fossero si registrerebbe

una sensibile differenza di performance e quindi un maggiore tracking error. A favore di questa metodologia, si evidenzia la riduzione dei costi di transazione rispetto alla replica completa grazie alla riduzione del numero dei titoli inclusi. Come nel caso della replica fisica completa, i titoli acquistati dal gestore, che adotta una strategia di “sampling”, sono di proprietà dell’ETF (depositati presso un custodian) e il possessore non sopporta nessun rischio controparte. È pratica diffusa per gli ETF che adottano queste modalità di replica effettuare operazioni di prestito titoli, che, se da un lato consentono al fondo di ottenere ricavi aggiuntivi (che riducono il tracking error), dall’altro possono far emergere profili di rischio controparte. Per approfondimenti vai alla sezione prestito titoli.

Il meccanismo di replica sintetica prevede due modalità: Replica sintetica unfunded (unfunded swap-based) e Replica sintetica funded (funded swap-based). Gli ETF sintetici unfunded replicano l’andamento del benchmark attraverso una strategia di investimento che prevede l’utilizzo del denaro derivante dalle sottoscrizioni per l’acquisto di un paniere di titoli (noto come substitute basket) e l’ingresso in un contratto di swap con una controparte selezionata (in genere bancaria) che riconosce all’ETF le performance total return dell’indice benchmark (meno il costo dello swap se previsto) in contropartita del rendimento del paniere sostitutivo. Nell’ETF swap-based unfunded il rendimento del “paniere sostitutivo” non influisce sulle performance dell’ETF perché tale rendimento viene scambiato nel contratto di swap con la performance del benchmark. Il paniere sostitutivo può essere composto da titoli diversi da quelli dell’indice di riferimento (anche se è prassi che vengano preferiti titoli aventi un’elevata correlazione con l’indice) purché sia conforme ai requisiti di diversificazione, tipologia e liquidità imposti dalla direttiva UCITS. I titoli del substitute basket sono di proprietà dell’ETF e sono detenuti presso la banca depositaria a totale disposizione del gestore. Si tratta di una modalità di replica diffusa quando l’indice benchmark abbia un numero elevato di componenti o sia riferito a mercati poco liquidi e mira a ridurre il tracking error; infatti, rispetto alla replica fisica, il gestore è dispensato dalle attività di ribilanciamento, riducendo così i costi di transazione. Gli ETF swap-based espongono però gli investitori ad una fonte di rischio: il rischio controparte, misurato come differenza tra il valore del NAV dell’ETF e il valore del substitute basket. Nell’ipotesi di fallimento della controparte, lo swap non sarebbe onorato e l’investitore potrebbe incorrere in una perdita pari a tale entità. A tutela dell’investitore la normativa UCITS pone comunque un limite all’investimento in strumenti derivati (quindi anche in

swap) da parte dei fondi: non più del 10% del NAV per singola controparte (nel caso si tratti di una banca). Questo implica che il valore di ciascuno swap è limitato ad un massimo del 10% del NAV del fondo per controparte. Lo swap viene valorizzato giornalmente (in gergo si effettua il mark to market) e viene azzerato (o ridotto) ogniqualvolta raggiunga il limite previsto dalla normativa. Gli emittenti di ETF adottano diverse policy per quanto riguarda la periodicità del reset dello swap (chiusura e riapertura) che incide sull'entità del rischio controparte:

- giornaliera (limitando il rischio controparte al differenziale di performance tra il substitute basket e l'indice di riferimento nella seduta);
- in ogni occasione vi sia una nuova richiesta di sottoscrizione o rimborso;
- ogni qual volta venga raggiunto il più stringente limite (rispetto a quello disposto dalla normativa) previsto dalle regole stabilite dal fondo stesso.

Infine, è utile segnalare che alcuni emittenti adottano questa strategia di replica stipulando contratti swap con più di una controparte. La seconda metodologia prevede da parte dell'ETF la stipula di un contratto swap con una controparte selezionata, in base al quale il fondo trasferisce ad essa il denaro derivante dalle sottoscrizioni vedendosi riconoscere in contropartita la performance total return del benchmark (meno il costo dello swap se previsto). A differenza della replica sintetica unfunded, in questo caso, il denaro, proveniente dalle sottoscrizioni, non è utilizzato per l'acquisto del paniere sostitutivo, bensì viene trasferito interamente alla controparte swap, cosicché il patrimonio dell'ETF risulti investito per il 100% nel contratto stesso. Il rischio controparte viene contestualmente mitigato tramite l'apporto da parte della controparte swap di titoli a garanzia delle obbligazioni assunte presso una banca depositaria in un conto aperto in nome della controparte sul quale è posto un pegno in favore del fondo. La composizione del collaterale deve rispondere ai criteri indicati al punto 26 delle linee guida del CESR sulla misurazione dei rischi (e alle eventuali normative del paese di domiciliazione) e il livello di collateralizzazione deve essere tale da rispettare l'esposizione massima del 10% verso una singola controparte. È prassi che gli emittenti prevedano una sovra-collateralizzazione (un valore dei titoli posti a garanzia superiore al 100% del NAV) e un monitoraggio su base giornaliera cosicché, ogniqualvolta l'esposizione diventi positiva, viene richiesto alla contro-

parte di reintegrare il collaterale (azzerando l'esposizione). Sempre in base alle sopraccitate linee guida, devono essere previste appropriate riduzioni (hair cut) per il calcolo del valore del collaterale soprattutto per i titoli volatili. In caso di fallimento della controparte swap, il gestore ha diritto di rivalersi sul collaterale, portandolo immediatamente nelle sue disponibilità per poi procedere alla sua liquidazione. Le modalità e i tempi di tale esercizio, generalmente, non garantiscono a priori che il denaro così ottenuto sia sufficiente per coprire il 100% del valore del NAV dell'ETF.

4.2 Smart beta

Gli ETF smart beta sono dei particolari prodotti finanziari a metà strada tra la gestione attiva e la gestione passiva, in quanto essi sfruttano i vantaggi della prima, cercando di sovraperformare gli indici di mercato convenzionali, replicando benchmark costruiti su differenti ponderazioni rispetto al Cap-weighted, rimanendo, dunque, meri ETP. Il loro costo è contenuto rispetto a quello che un cliente sopporterebbe nel caso in cui investisse in un fondo a gestione attiva. Tuttavia, l'attributo "smart" si riferisce alla possibilità, da parte di questi strumenti, di ricavare alfa dal mercato, seguendo varie strategie basate sui fattori. Data l'ampia varietà di questi ETP, non è possibile elencare le innumerevoli strategie che è possibile applicare, ma i fattori usati possono essere raccolti in diverse macro-categorie quali: *value, quality, momentum, size, minimum volatility*³⁹.

Un singolo ETF smart beta può essere, inoltre, costruito combinando più fattori, usando anche modelli multifattoriali esistenti, come gli ETF basati sul modello Fama-French. In generale non esiste un ETF "perfetto", ma la scelta rimane a discrezione dell'investitore, in base alle sue aspettative di mercato e al rischio che è disposto a correre. Non a caso stanno diventando molto popolari soprattutto tra i clienti retail. In un anno i flussi netti di denaro su questo tipo di strumenti sono cresciuti del 2000%, balzando a 24 miliardi di dollari nel primo trimestre di quest'anno⁴⁰. Secondo la nuova ricerca (2016) "Smart Beta, strumento di precisione e di controllo", condotta dalla società indipendente CoreData per conto di Invesco PowerShares su un campione di 380 investitori (utenti e non utenti di

³⁹ Lista parziale

⁴⁰ Il Sole 24 Ore. Il boom degli «smart beta», l'effetto gregge tra i robot e i nostri soldi. Enrico Marro. 11 luglio 2017.

prodotti smart beta) in Italia, Regno Unito, Francia, Svizzera e Germania le ragioni alla base di questo interesse da parte degli investitori nei confronti di queste strategie sono molteplici. In base alle ricerche effettuate, un obiettivo comune di chi investe in strategie smart beta è la diversificazione, che può migliorare il rendimento aggiustato per il rischio di un portafoglio. L'esigenza di controllo è un altro dei temi che inducono gli investitori a puntare sulle strategie smart beta. Per gli utenti in Italia, il desiderio di controllare i fattori di rischio è il secondo motivo più importante per scegliere questa soluzione d'investimento. In generale, gli utenti hanno menzionato diversi fattori legati al controllo, il primo dei quali è la trasparenza e il secondo la natura di queste strategie basata su norme sistematiche. A domanda diretta, il 63% degli utenti ha convenuto nel dire che le strategie smart beta offrono un controllo superiore a quello degli altri investimenti⁴¹. Non mancano le critiche rivolte a tali prodotti, dal momento che i fondi sono gestiti in modo automatizzato. Ciò potrebbe aumentare la fragilità del mercato così come spiega il capoeconomista Sec⁴². «Se infatti le decisioni di investimento sono legate ai cambiamenti delle condizioni di mercato, e le riallocazioni di portafoglio che ne derivano a loro volta hanno ricadute sui mercati, ecco allora che il rischio è quello di un loop di comportamenti che si auto-avverano senza l'intervento del giudizio umano», continua Bauguess, ricordando il tracollo del 1987. Si tratta di un esempio estremo di come questo tipo di comportamenti può manifestarsi con conseguenze deleterie, continua il capoeconomista Sec. «In particolare, l'analisi retrospettiva mostra come i programmi di trading automatizzato - creati per limitare le perdite in un mercato che crolla - possano esacerbare la pressione sulle vendite e allontanare gli investitori istituzionali dagli acquisti». Tutto questo, sottolinea Bauguess, senza che intervenga alcuna forma di giudizio umano. Gli "smart beta" potrebbero portarci a un nuovo lunedì nero? Secondo il capoeconomista Sec dipende dalla risposta a due domande. La prima: i vari sottostanti di questi strumenti sono a loro volta a rischio di generare feedback di investimento negativi? Bauguess fa l'esempio di "smart beta" che durante stress di mercato sostituiscono i titoli ad alta volatilità con quelli a bassa volatilità, rendendo più instabili le Borse. La seconda domanda chiave è: questi feedback negativi sarebbero in grado di impattare pesantemente sui mercati? Per ora gli "smart beta" hanno

⁴¹ Fondiesicav.it. Smart beta, trend in crescita. Paola Sacerdote. 3 novembre 2016

⁴² Scott Bauguess (2017).

un peso tutto sommato limitato, conclude Bauguess, ma la loro continua crescita potrebbe in futuro aumentare seriamente la fragilità delle Borse.

Facciamo un esempio concreto di come le strategie automatizzate degli “smart beta” possono contribuire alla fragilità di mercato. C’è un popolare Etf che investe sulle azioni a bassa volatilità dell’indice S&P500, ma visto che di recente la volatilità è stata ai minimi, oggi quel “clone” si ritrova con il maggior peso di titoli tech dalla sua nascita nel 2011. Che cosa accadrebbe con un ritorno della volatilità? Che quell’Etf, in modo del tutto automatico, si precipiterebbe a vendere quei titoli, facendo magari scattare altri “grilletti” di software finanziari. E l’effetto gregge, tra i robot, potrebbe diventare realtà⁴³.

4.2.1 I fattori

Il metro di confronto con le strategie di diversificazione smart beta è il portafoglio Cap-weighted, che abbiamo detto precedentemente essere il miglior portafoglio secondo il CAPM, in quanto massimizza il rapporto fra extrarendimento e rischio. D’altro canto abbiamo dimostrato, con l’ausilio dello studio condotto da Baker e Haugen (1991), come tale schema sia in realtà inefficiente, perché poco realistiche sono le ipotesi del CAPM. Il primo schema di peso che ha deviato dalla convenzionalità del Cap-weighted è stato il Diversity-weighted index, derivante dallo studio di Fernholz, Garvy e Hannon (1998). L’equazione dei pesi DW (Diversity-weighted) mantiene come base i pesi CW (Cap-weighted) ed è la seguente⁴⁴:

$$w_{DW} = \frac{w_{CW}^p}{1'w_{CW}^p}, 0 \leq p \leq 1$$

Infatti, con $p=1$ si ottiene il portafoglio CW, mentre con $p=0$ si ottiene il portafoglio Equally-Weighted. Si è giunti allora ad una differente ponderazione dell’indice, l’equally-weighted index, il quale assegna ad ogni titolo del benchmark uguale peso. Tali indici tendono ad essere più performanti degli indici cap-weighted, in quanto le società con una

⁴³ Il Sole 24 Ore. Il boom degli «smart beta», l’effetto gregge tra i robot e i nostri soldi. Enrico Marro. 11 luglio 2017.

⁴⁴ Fernholz, R, Garvy, R, Hannon, J, (1998). “Diversity-Weighted Indexing”. The journal of portfolio management.

minore capitalizzazione hanno una crescita maggiore di quella delle società maggiormente capitalizzate, spingendo maggiormente il trend alla crescita. Dal punto di vista empirico, è stato rilevante il caso dell'indice S&P 500: dal 2003 al 2015 un investimento di \$10'000 avrebbe raggiunto un capitale totale di \$29'370, investendo in una ponderazione tradizionale. Considerando lo stesso periodo, il portafoglio di \$10'000 avrebbe raggiunto un capitale totale di \$38'866, se investito nel S&P 500 Equal Weight Index⁴⁵. Tuttavia, le *small cap* sono anche quelle più rischiose e volatili. Un peso uguale tra *small cap* e *large cap* consente a queste ultime di frenare l'elevata volatilità delle prime. Scegliere questo metodo di ponderazione, per gli investitori, significa rinunciare a prendere in considerazione e a sfruttare tutte le caratteristiche dei titoli, affidandosi all'euristica. Solamente con delle correlazioni eguali a coppie, volatilità ed extrarendimenti uguali per ogni titolo, il portafoglio Equally-Weighted raggiunge il più alto rapporto di Sharpe. Tuttavia, rimane un portafoglio generalmente più costoso del Cap-weighted. Restando nell'ambito degli approcci euristici, il portafoglio Risk Parity (RP), nel paper "On the Properties of Equally-Weighted Risk Contributions Portfolios" di Maillard, Roncalli, Teiletche ed altri (2010), equalizza la contribuzione al rischio totale del portafoglio, da parte dei rischi dei singoli titoli che lo costituiscono. La contribuzione al rischio è definita da:

$$p_i = w_i \frac{\delta \sigma_p}{\delta w_i}$$

Con w_i peso del singolo titolo del portafoglio e σ_p volatilità del portafoglio. Clarke, de Silva e Thorley (2013) hanno introdotto una soluzione semi-analitica al problema altrimenti risolvibile solo numericamente. I pesi del portafoglio RP possono essere calcolati come segue:

$$w_{RP} = \frac{\beta^{-1}}{\mathbf{1}'\beta^{-1}}$$

Con $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_N)$ vettore dei Beta. Nello citato studio del 2010, inoltre, viene dimostrato che i portafogli RP possono essere ottimali in termini di massimo rapporto di Sharpe, se questi rapporti sono identici per tutti i titoli e se le correlazioni sono eguali a coppie di titoli: ovviamente si tratta di assunzioni piuttosto restrittive. Un caso specifico di portafoglio Risk Parity è il Diversified Risk Parity (DRP) che esplicita l'assunzione

⁴⁵ <http://www.investopedia.com/terms/e/equalweight.asp>

dei coefficienti di correlazione a coppie identici. In questo caso, i pesi del portafoglio sono proporzionali all'inversa della volatilità:

$$w_{DRP} = \frac{\sigma^{-1}}{1'\sigma^{-1}}$$

Dove 1 è il vettore di uno e σ è il vettore delle volatilità. Possiede un alto livello di robustezza, data la sua assunzione che necessita di pochi parametri da stimare⁴⁶.

Questi sono alcuni dei pesi alternativi al Cap-weighted. Gli studi precedentemente citati hanno contribuito in modo essenziale alla costruzione dei fattori usati negli smart beta. I fattori sono caratteristiche relative ai singoli titoli aventi un elevato potere esplicativo del loro profilo rischio/rendimento. Il famoso modello a tre fattori di Fama e French (1992 e 1993) ha evidenziato l'importanza dei fattori *value* e *size*. Il loro lavoro è stato ulteriormente sviluppato da Carhart (1997), che ha spiegato il *momentum* in ottica fattoriale. Il lavoro di Sloan (1996) ha validato il fattore *quality*. I contributi di Dechow, Ge and Schrand (2010) hanno riguardato anch'essi le diverse misure del fattore *quality*.

4.2.1.1 Value factor

Il fattore value è maggiormente ponderato sulle società con azioni sottovalutate, in previsione che nel lungo periodo il prezzo di tali azioni si riequilibrerà. In tal modo, l'indice costruito con azioni sottoquotate avrà un trend positivo. Una volta che l'indice sia costituito da un portafoglio in cui delle azioni non siano più sottoquotate, queste vengono sostituite da azioni sottoquotate di altre società. Il ricambio continuo degli asset favorirebbe una crescita duratura dell'indice, in condizioni normali di mercato⁴⁷. Il fattore è costruito sui alcuni fondamentali quali: *price to forward earnings*, *price to book value*, *enterprise value to operating cash flow*, *price earnings ratio*. Le azioni sono confrontate nel loro settore di appartenenza e viene introdotto il vincolo di uguale ponderazione settoriale rispetto all'indice di provenienza. L'utilizzo di tre rapporti su utili, valore contabile

⁴⁶ Belluzzo, E., (2015). Le strategie smart beta: sono davvero "smart"? un'analisi sui mercati europeo ed americano. Tesi non pubblicata. 14-16.

⁴⁷ Come si vedrà più avanti, in diverse condizioni il fattore non assicura rendimenti stabili. Per esempio, durante una crisi economica e/o finanziaria, l'indice basato su questo fattore tenderà ad avere un trend negativo.

e cash flow rappresenta un modo diversificato di catturare le azioni value. Per i titoli del settore Financial vengono utilizzati solo price to forward earnings e price to book ratios, poiché l'alta leva finanziaria può fortemente influenzare il segnale value del rapporto enterprise value to operating cash flow. L'enterprise value prende in considerazione la leva finanziaria ed evita così un'eccessiva esposizione alle società con alto leverage. Il confronto tra le azioni all'interno del rispettivo settore può portare a differenze nei livelli di valutazione settoriali⁴⁸. Investire nel fattore value significa acquistare azioni sottoquotate rispetto al loro valore fondamentale, tale caratteristica è maggiormente ravvisabile nel book-to-market ratio. Più il rapporto ha un valore elevato, maggiormente sarà sottoquotata l'azione. La strategia ha avuto, empiricamente, un grande successo nell'ultimo secolo e viene spesso utilizzata in combinazione con la strategia momentum. Si tratta di un fattore facilmente replicabile ed è accessibile per i costi limitati. Il portafoglio di tipo value è stato anche suggerito da Fama e French nel 1993 e può essere costruito selezionando le azioni con più alto price/book value. Un tipico esempio è l'indice MSCI value il quale combina tre misure: price/book ratio, earnings to price ratio e dividend yield. Il valore complessivo di una società è la somma di tre z-score. Questi ultimi sono ottenuti standardizzando ciascuna delle variabili. Dal momento che la maggior parte dei dati fondamentali contiene diversi outliers, il metodo usato per l'MSCI impiega la winsorizzazione⁴⁹ dei dati. Quindi i valori che eccedono il 95° percentile, o sono inferiori al 5° percentile, sono rispettivamente sostituiti con i valori del 95° e 5° percentile. L'indice è ottenuto riempiendo il portafoglio con le azioni con il prezzo più basso, fino ad arrivare al 50% della capitalizzazione free-float del mercato. Come detto in precedenza, il fattore value è spesso combinato col fattore momentum, come nel caso del modello di Fama e French, secondo cui value e momentum sono maggiori nelle small cap.

Uno studio interessante è quello condotto da Asness e Frazzini (2013) che evidenziano l'importanza di usare informazioni prive di lag temporali nel momento in cui si calcolano

⁴⁸ Introduzione allo Smart Beta investing. BlackRock.

⁴⁹ Tale procedura statistica consente di normalizzare i valori aberranti nel modo seguente:

1. identificazione a priori di una soglia, i dati al di là della quale sono considerati outliers;
2. la soglia viene identificata con il valore definito come: $t = \text{mediana} \pm z^*(\text{scarto interquartile})$, dove "z" è il valore critico della distribuzione normale (generalmente 2, 2.5 o 3);
3. mediana e scarto interquartile sono preferibili rispettivamente a media e deviazione standard, in quanto meno influenzabili dai valori anomali;
4. winsorizzazione vera e propria: le osservazioni maggiori di t e minori di -t vengono sostituite con rispettivamente con t e -t.

gli indicatori book-to-market ratio. L'approccio standard per calcolare il fattore HML⁵⁰, lo stesso della strategia value, aggiorna i portafogli una volta all'anno, usando prezzi ritardati di sei mesi dall'aggiornamento. Così, per l'aggiornamento successivo, il prezzo utilizzato per determinare il valore è vecchio di 18 mesi. Il loro studio mostra, in primo luogo, che una tecnica che usa un prezzo non ritardato è più precisa, raccomandando di variare l'approccio standard. Mostrano come, in un modello a cinque fattori che include il momentum, questa logica, basata sull'assenza di lag temporali, sia di gran lunga superiore a quella consuetudinaria, in termini di ritorno. Nel caso in cui i dati rilevati abbiamo cadenza mensile, per un motivo analogo, il tasso di rendimento cresce maggiormente. Il portafoglio value costruito da Fama e French veniva aggiornato ogni anno il mese di giugno, basato su B/M ratio risalenti al 31 dicembre dell'anno prima. I risultati indicati, aggiornati mensilmente del prezzo, forniscono un significativo incremento degli alfa nel modello a cinque fattori, rispetto all'approccio usato precedentemente da Fama e French. Il risultato ha ovviamente delle implicazioni pratiche: se un aggiornamento mensile dei prezzi delle azioni è più preciso e, nel modello, più redditizio, ci si può chiedere se un ETF basato su aggiornamenti semestrali riesca a catturare accuratamente i value premia. Per le asset class non-equity, per cui non sono disponibili dati fondamentali alcuni, il fattore value può essere approssimato usando le performance delle società peggiori nel timeframe di cinque anni⁵¹. Infatti lo studio denota l'alta correlazione tra il rank delle società peggiori e il rank basato sui BM ratio.

In generale il fattore value, nel lungo periodo, genera buone performance. Tuttavia, se combinato con altri fattori di tipo momentum o quality, può migliorare il rendimento e ridurre il rischio. Risulta invece poco profittevole e di difficile applicazione in un portafoglio con orizzonte temporale limitato. Infatti, i dati storici hanno presentato periodi di depressione rispetto al rendimento del fattore considerato, come accadde prima dello scoppio della bolla delle dot-com, o durante la crisi del 2008. Ang (2014) riassume le possibili spiegazioni dell'esistenza di alfa *premia* positivi usando questo fattore⁵². Vi sono, alla base di questa tesi, spiegazioni razionali e comportamentali. La teoria razionale

⁵⁰ High minus Low è un fattore del modello multifattoriale di Fama-French, dato dalla differenza di high book-to-market ratio (value stock) e low book-to-market ratio (growth stock).

⁵¹ Asness, Clifford S., Moskowitz Tobias J., and Pedersen Lasse Heje, (2013). Value and Momentum Everywhere. The Journal of Finance, Volume 68, Number 3, p.929–985.

⁵² Ang, A. (2014). Asset Management: A Systematic Approach to Factor Investing.

si riduce all'idea che tutti gli stock value siano esposti ad un componente sistematica del fattore, che non può essere diversificata e che è simile alla componente sistematica del rischio di mercato. Un premio al rischio positivo del fattore value può essere giustificato, quando lo stesso fattore ha una performance particolarmente negativa in periodi di depressione o recessione, in modo tale da compensare l'investitore che possiede portafogli basati su questo fattore, durante questi periodi. Zhang (2005) formalizza la teoria in chiave neoclassica⁵³. In tali periodi, le società di tipo value hanno un capitale che è meno produttivo e le rettifiche di capitale sono più difficili. D'altro canto, le società di tipo growth sono più flessibili, ma fanno fronte a costi di rettifica maggiori durante i periodi di crescita economica, tendendo a sottoperformare il mercato. I titoli value hanno performance peggiore quando l'utilità marginale è elevata, al contrario dei titoli growth. Dal punto di vista della teoria economica comportamentale, i prezzi sono guidati dalle aspettative e dai bias. Ci si aspetta che, in un periodo di crescita economica, l'aumento dei profitti è destinato a persistere, soprattutto nelle imprese di tipo growth, a tassi maggiori rispetto alle imprese value, al contrario delle perdite che sono destinate a scendere. Se i profitti futuri fossero maggiori nelle value piuttosto che nelle growth, ci sarebbe un'inversione di tendenza dei prezzi che guiderebbe le sovraquotate e le sottoquotate al loro valore fondamentale. Nel caso in cui si verifici tale situazione, cioè che le azioni delle imprese sottoquotate raggiungano il loro prezzo fondamentale, verrebbero eliminati i value premia e il fattore non sarebbe più remunerabile.

Si procede con la costruzione di un portafoglio 130/30 basato sul fattore value, usando la strategia Lo e Patel (2008). L'obiettivo dei fondi 130/30 è raggiungere un'esposizione netta del 100% derivante da un'esposizione del 130% su long e 30% su short. L'esposizione risultante sarà la stessa di un portafoglio long-only. Per la costruzione dell'algoritmo ci si baserà sulla piattaforma Quantopian e sui relativi data-set. Gli indicatori usati da Lo e Patel sono il dividend yield, il price to book value, il price to trailing 12-month sales e il price to trailing 12-month cash flows.

Il dividend yield è calcolato con il rapporto tra dividendi per share in un anno e prezzo per azione. La società, una volta conseguito un profitto, ha la possibilità di reinvestire il capitale in modo da aumentarne l'efficienza, ovvero di distribuirlo ai soci in dividendi.

⁵³ Zhang, L. (2005). The value premium. *The Journal of Finance*, Volume 60, p.67–103.

Maggiore è il dividend yield di una società, più questa sarà attrattiva per gli investitori. Una volta importata la libreria delle funzioni necessarie per l'algoritmo⁵⁴, si procede alla definizione di un fattore dividend yield:

```
# Custom Factor 1 : Dividend Yield
class Div_Yield(CustomFactor):

    inputs = [morningstar.valuation_ratios.dividend_yield]
    window_length = 1

    def compute(self, today, assets, out, d_y):
        out[:] = d_y[-1]
```

e l'inizializzazione di una pipeline temporanea, relativa al dividend yield di cui sopra,

```
# creo la pipeline
temp_pipe_1 = Pipeline()

# aggiungo il fattore alla pipeline
temp_pipe_1.add(Div_Yield(), 'Dividend Yield')

# eseguo la pipeline sui dati delle prime 5 azioni
run_pipeline(temp_pipe_1, start_date='2015-11-11', end_date='2015-11-11').head()
```

ottego i seguenti risultati derivanti dalle prime 5 azioni in data 11/11/2015:

2015-11-11 00:00:00+00:00		Dividend Yield
	Equity(2 [AA])	0.0132
	Equity(21 [AAME])	0.0042
	Equity(24 [AAPL])	0.0168
	Equity(25 [AA_PR])	0.0435
	Equity(31 [ABAX])	0.0079

Si applica lo stesso metodo per gli altri fattori.

Il price/book value è calcolato con il rapporto tra prezzo per azione e valore di libro per azione, cioè il valore del capitale proprio della società risultante dal bilancio per azione. L'indicatore, come abbiamo osservato in precedenza, può essere considerato come una

⁵⁴ import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from quantopian.pipeline import Pipeline
from quantopian.pipeline.data.builtin import USEquityPricing
from quantopian.research import run_pipeline
from quantopian.pipeline.data import morningstar
from quantopian.pipeline.factors import CustomFactor

misura dello spread tra valore di mercato e valore contabile delle azioni, consente, perciò, di constatare se l'azione è sovraquotata o sottoquotata. Si procede creando il fattore:

```
#Custom Factor 2 : P/B Ratio
class Price_to_Book(CustomFactor):

    inputs = [morningstar.valuation_ratios.pb_ratio]
    window_length = 1

    def compute(self, today, assets, out, pbr):
        out[:] = pbr[-1]

# creo la pipeline
temp_pipe_2 = Pipeline()

# aggiungo il fattore alla pipeline
temp_pipe_2.add(Price_to_Book(), 'P/B Ratio')

# eseguo la pipeline sui dati delle prime 5 azioni
run_pipeline(temp_pipe_2, start_date='2015-11-11', end_date='2015-11-11').head()
```

2015-11-11 00:00:00+00:00		P/B Ratio
	Equity(2 [AA])	0.9500
	Equity(21 [AAME])	0.9273
	Equity(24 [AAPL])	5.6550
	Equity(25 [AA_PR])	NaN
	Equity(31 [ABAX])	5.3483

Un basso price/book ratio e un alto dividend yield di una azione la rendono più appetibile agli investitori, al contrario di una azione che ha un alto P/B e basso DY. Tali valori verranno invertiti di segno in modo tale che nell'aggregato abbiano tutti lo stesso.

Il price to trailing 12-month sales è un semplice rapporto tra la capitalizzazione dell'impresa e le sue vendite in 12 mesi, oppure prezzo per azione su vendite per azione. Un valore basso di questo fattore può indicare una sottovalutazione delle azioni, mentre un valore sopra la media suggerisce una sovra-quotazione delle azioni. Il procedimento per calcolare il fattore esatto può essere ottenuto usando la pipeline, ma risulterebbe molto lungo nello svolgimento. Tuttavia, tale fattore può essere approssimato da quelli costruiti da Morningstar, che usa le vendite annuali per calcolare il price to sales. L'uso dell'indicatore di Morningstar riduce sensibilmente la complessità e dunque l'efficienza dell'algoritmo, mantenendo affidabile il suo risultato. Tale indicatore è molto simile al P/B ratio,

la maggiore differenza tra i due è il timeframe di 12 mesi proprio del price to trailing 12-month sales, diverso da quello degli altri indicatori considerati prima che hanno un timeframe annuale, che riduce le fluttuazioni infrannuali. I dati precedentemente usati servono per normalizzare il valore finale dell'algorithm. In tal caso, l'uso dell'indicatore Morningstar annualizzato e non del vero e proprio price to trailing 12-month ratio, rende i valori già ottimizzati.

```
# Custom Factor 3 : Price to Trailing 12 Month Sales
class Price_to_TTM_Sales(CustomFactor):
    inputs = [morningstar.valuation_ratios.ps_ratio]
    window_length = 1

    def compute(self, today, assets, out, ps):
        out[:] = -ps[-1]

# creo la pipeline
temp_pipe_3 = Pipeline()

# aggiungo il fattore alla pipeline
temp_pipe_3.add(Price_to_TTM_Sales(), 'Price / TTM Sales')

# eseguo la pipeline sui dati delle prime 5 azioni
run_pipeline(temp_pipe_3, start_date='2015-11-11', end_date='2015-11-11').head()
```

2015-11-11 00:00:00+00:00		Price / TTM Sales
	Equity(2 [AA])	-0.4783
	Equity(21 [AAME])	-0.5984
	Equity(24 [AAPL])	-3.0007
	Equity(25 [AA_PR])	NaN
	Equity(31 [ABAX])	-5.7122

Il price to trailing 12-month casflows è il rapporto tra prezzo per azione e flussi di cassa per azione e, come gli altri indicatori visti finora, ha la funzione di valutazione delle azioni, indicandone l'eventuale sovraquotazione e sottoquotazione. Per lo stesso motivo di prima si userà un fattore di Morningstar che approssima tale indicatore. Valori bassi del rapporto indicano l'appetibilità dell'azione da parte degli investitori, al contrario, valori elevati, la non appetibilità. I valori saranno opportunamente invertiti nell'aggregato successivo.

```
# Custom Factor 4 : Price to Trailing 12 Month Cashflow
class Price_to_TTM_Cashflows(CustomFactor):
    inputs = [morningstar.valuation_ratios.pcf_ratio]
```

```

window_length = 1

def compute(self, today, assets, out, pcf):
    out[:] = -pcf[-1]

# creo la pipeline
temp_pipe_4 = Pipeline()

# aggiungo il fattore alla pipeline
temp_pipe_4.add(Price_to_TTM_Cashflows(), 'Price / TTM Cashflows')

# eseguo la pipeline sui dati delle prime 5 azioni
run_pipeline(temp_pipe_4, start_date='2015-11-11', end_date='2015-11-11').head()

```

2015-11-11 00:00:00+00:00		Price / TTM Cashflows
	Equity(2 [AA])	-5.2043
	Equity(21 [AAME])	-32.9963
	Equity(24 [AAPL])	-8.6298
	Equity(25 [AA_PR])	NaN
	Equity(31 [ABAX])	-43.4623

A questo punto si crea l'aggregato con i fattori visti e si prende in considerazione lo S&P 500 come proxy di mercato⁵⁵.

```

# SPY come proxy dell'indice S&P 500
class SPY_proxy(CustomFactor):
    inputs = [morningstar.valuation.market_cap]
    window_length = 1

    def compute(self, today, assets, out, mc):
        out[:] = mc[-1]

# Custom Factor 2 : P/B Ratio
class Price_to_Book(CustomFactor):

    inputs = [morningstar.valuation_ratios.pb_ratio]
    window_length = 1

    def compute(self, today, assets, out, pbr):
        out[:] = -pbr[-1]

def Data_Pull():

    # creo la pipeline
    Data_Pipe = Pipeline()

    # aggiungo l'ETF "SPY" alla pipeline insieme ai fattori seguenti
    Data_Pipe.add(SPY_proxy(), 'SPY Proxy')

```

⁵⁵ Si userà l'ETF "SPY" visto in precedenza. Vedi Capitolo 1.

```

# aggiungo il Dividend Yield
Data_Pipe.add(Div_Yield(), 'Dividend Yield')

# aggiungo il Price to Book ratio
Data_Pipe.add(Price_to_Book(), 'Price to Book')

# aggiungo Price / TTM Sales
Data_Pipe.add(Price_to_TTM_Sales(), 'Price / TTM Sales')

# aggiungo il Price / TTM Cashflows
Data_Pipe.add(Price_to_TTM_Cashflows(), 'Price / TTM Cashflow')

return Data_Pipe

# risultati della pipeline impostata
results = run_pipeline(Data_Pull(), start_date='2015-11-11', end_date=
'2015-11-11')
results.head()

```

2015-11-11 00:00:00+00:00	Dividend Yield	Price / TTM Cashflow	Price / TTM Sales	Price to Book	SPY Proxy
Equity(2 [AA])	0.0132	-5.2043	-0.4783	-0.9500	1.190910e+10
Equity(21 [AAME])	0.0042	-32.9963	-0.5984	-0.9273	9.781530e+07
Equity(24 [AAPL])	0.0168	-8.6298	-3.0007	-5.6550	6.749500e+11
Equity(25 [AA_PR])	0.0435	NaN	NaN	NaN	NaN
Equity(31 [ABAX])	0.0079	-43.4623	-5.7122	-5.3483	1.201960e+09

Una volta che abbiamo i dati occorre procedere con la strategia di Lo-Patel. Si estrae dall'indice S&P 500 il set delle azioni calcolando media e deviazione standard di ogni fattore del dataset, con la funzione "standard_frame_compute". Si usano questi valori per ottimizzare ogni fattore e si procede con la winsorizzazione⁵⁶: si sostituiscono gli outlier maggiori di 10 e minori di -10 sostituendoli rispettivamente con 10 e -10 (filter_fn). Si

⁵⁶ La winsorizzazione è una procedura statistica per la modifica artificiosa della distribuzione campionaria di variabili aleatorie. Essa consiste nella rimozione degli outliers, cioè di quei valori estremi, o "anomali", che si discostano notevolmente dai valori centrali della distribuzione. Gli outliers sono indesiderati nelle analisi empiriche poiché hanno un impatto sulla stima dei parametri di regressione, causando una minore stabilità degli stessi.

sommano questi valori a ogni equity e si divide per il numero dei fattori in modo che risulti un valore compreso tra -10 e 10.

```
# winsorizzazione
def filter_fn(x):
    if x <= -10:
        x = -10.0
    elif x >= 10:
        x = 10.0
    return x

# ottimizzazione tramite media e DS dello S&P 500
def standard_frame_compute(df):

    # rimuovo valori infiniti/NaN ecc...
    df = df.replace([np.inf, -np.inf], np.nan)
    df = df.dropna()

    # standardizzazione dei parametri dallo S&P500 sintetico
    df_SPY = df.sort(columns='SPY Proxy', ascending=False)

    # creo una matrice separata per l'ETF "SPY"
    # per raccogliere i precedenti valori standardizzati
    df_SPY = df_SPY.head(500)

    df_SPY = df_SPY.as_matrix()

    # inserisco i valori dell'indice
    index = df.index.values
    df = df.as_matrix()

    df_standard = np.empty(df.shape[0])

    for col_SPY, col_full in zip(df_SPY.T, df.T):

        # riepilogo dei dati statistici dello S&P500
        mu = np.mean(col_SPY)
        sigma = np.std(col_SPY)
        col_standard = np.array(((col_full - mu) / sigma))

        # vettorializzo le funzioni
        fltr = np.vectorize(filter_fn)
        col_standard = (fltr(col_standard))

        # stabilisco un range tra -10 and 10
        col_standard = (col_standard / df.shape[1])

        # inserisco i valori calcolati come nuovariga in df_standard
d
        df_standard = np.vstack((df_standard, col_standard))

        df_standard = np.delete(df_standard, 0, 0)

    return (df_standard, index)
```

```

# riepilogo e ordino i dati
def composite_score(df, index):

    df_composite = df.sum(axis=0)

    df_composite = pd.Series(data=df_composite, index=index)

    # ordine decrescente
    df_composite.sort(ascending=False)

    return df_composite

# calcolo i valori standardizzati
results_standard, index = standard_frame_compute(results)

# aggrego i punteggi
ranked_scores = composite_score(results_standard, index)

# visualizzo i risultati
ranked_scores

```

il risultato⁵⁷:

(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(34833 [RBS]))	2.099612
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(47340 [PGN]))	2.047443
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(27993 [LINE]))	2.041414
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(44217 [CLV]))	2.038838
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(44688 [EMES]))	2.033653
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(42548 [ARP]))	2.030974
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(24 [AAPL]))	1.996974
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(7761 [UIS]))	1.989979
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(32377 [COWN]))	1.988585
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(11461 [DOM]))	1.984912
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(43513 [LNCO]))	1.972177
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(41817 [PER]))	1.936824
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(42247 [MEMP]))	1.546058
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(33159 [LGCY]))	1.477243
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(32650 [EVEP]))	1.400156
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(27019 [WIN]))	1.331089
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(42275 [MCEP]))	1.287477
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(24102 [NRP]))	1.262741
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(5061 [MSFT]))	1.228216
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(32675 [BBEP]))	1.215535
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(8347 [XOM]))	1.168916
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(35054 [NMM]))	1.165774

⁵⁷ La lista è parziale e include solo le code della distribuzione. I valori intorno alla media sono le azioni più profittevoli in termini di alfa, secondo tale strategia.

(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(28232 [BTE]))	1.157224
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(43315 [HCLP]))	1.115312
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(4029 [ISH]))	1.088957
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(45585 [MMAC]))	1.067646
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(34526 [PRGN]))	1.064373
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(41919 [ORIG]))	1.056578
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(24862 [STAR]))	1.045912
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(46262 [NADL]))	1.029307
...	
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(5272 [NRT]))	-1.792622
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(44357 [NML]))	-1.923392
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(1423 [CET]))	-1.924215
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(40168 [CFD]))	-1.953168
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(26414 [FEN]))	-1.964341
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(4417 [LEN]))	-1.989148
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(33555 [CQP]))	-1.991668
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(20846 [HKTV]))	-2.022332
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(20277 [RAI]))	-2.023182
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(4531 [LPX]))	-2.027559
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(43583 [CTF]))	-2.028707
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(27215 [JVA]))	-2.059066
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(3601 [HMG]))	-2.066475
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(4564 [LB]))	-2.071864
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(11641 [FCH]))	-2.086072
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(6023 [VBIV]))	-2.108351
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(4849 [SPGI]))	-2.110705
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(47894 [KIQ]))	-2.111486
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(23428 [CCOI]))	-2.147262
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(5473 [NTP]))	-2.171508
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(3551 [TINY]))	-2.173412
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(33895 [RCG]))	-2.186106
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(14972 [NBIX]))	-2.214512
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(5281 [NEN]))	-2.247096
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(17287 [AIII]))	-2.265129
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(44616 [FRC_PRD]))	-2.269513
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(13508 [CLB]))	-2.307836
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(48971 [BSM]))	-2.313489
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(24073 [EEQ]))	-2.497158
(2015-11-11 00:00:00+00:00, Equity(48544 [HIFR]))	-2.529062

dtype: float64

Una volta ordinate le azioni, si costruisce un long basket e uno short basket. Dal momento che per ipotesi dobbiamo mantenere un rapporto 130/30 tra long e short, potremmo optare

per una combinazione di 26 long e 6 short o 52 long e 12 short (e così via), tra le azioni presenti.

Il grafico sottostante rappresenta la distribuzione delle azioni secondo punteggio. La linea rossa è il cutoff per il long e lo short basket. La maggior parte delle azioni è concentrata nell'istogramma centrale, mentre le code sono abbastanza sottili. Questo suggerisce la superiorità delle azioni al centro della distribuzione in termini di alfa.

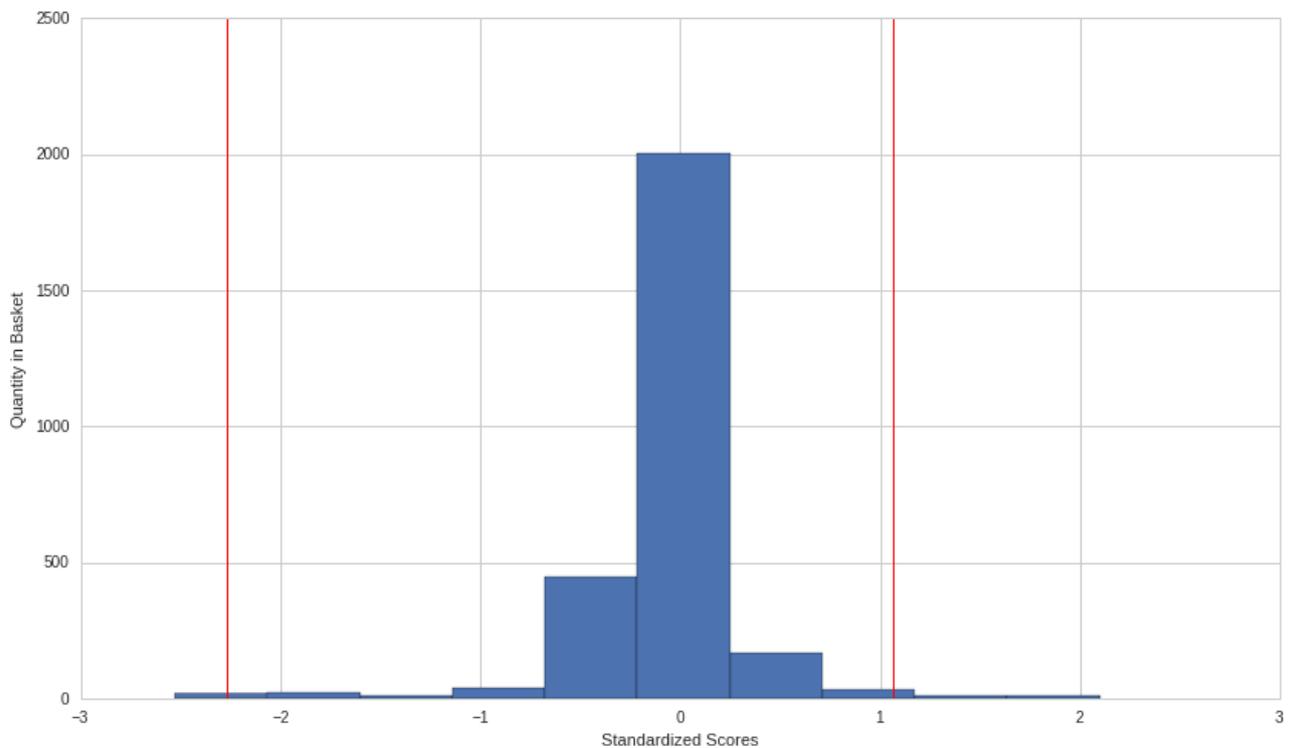
```
# creo un istogramma dei punteggi
ranked_scores.hist()

# ordino i punteggi in una lista
ranked_scores_list = ranked_scores.tolist()

# aggiungo le etichette agli assi cartesiani
plt.xlabel('Standardized Scores')
plt.ylabel('Quantity in Basket')

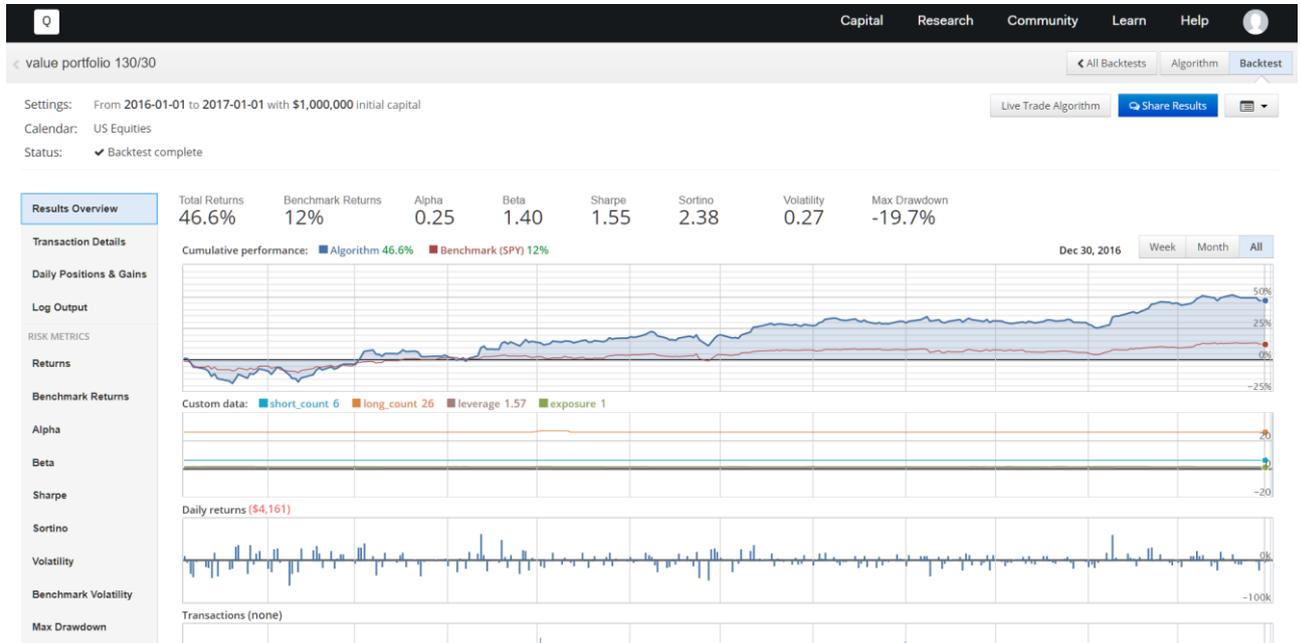
# long basket
plt.axvline(x=ranked_scores_list[25], linewidth=1, color='r')

# short basket
plt.axvline(x=ranked_scores_list[-6], linewidth=1, color='r');
```



Per l'algoritmo completo della strategia vedi Appendice.

Nel periodo compreso tra il 01/01/2016 e il 01/01/2017 abbiamo il seguente backtest.



La seguente tabella mostra gli alfa nel periodo considerato, dalla seconda colonna in poi abbiamo i timeframe di 1, 3, 6 e 12 mesi.

January 2016	0.156	N/A	N/A	N/A
February 2016	0.599	N/A	N/A	N/A
March 2016	0.108	0.114	N/A	N/A
April 2016	1.193	0.481	N/A	N/A
May 2016	0.122	0.438	N/A	N/A
June 2016	0.154	0.456	0.2819	N/A
July 2016	0.037	0.1719	0.328	N/A
August 2016	0.201	0.209	0.301	N/A
September 2016	0.038	0.194	0.326	N/A
October 2016	0.013	0.119	0.158	N/A
November 2016	0.802	0.3489	0.2829	N/A
December 2016	-0.178	0.281	0.237	0.25

Di seguito, i rendimenti mensili, trimestrali, semestrali e annuali del portafoglio.

January 2016	-0.072	N/A	N/A	N/A
February 2016	0.041	N/A	N/A	N/A

March 2016	0.072	0.035	N/A	N/A
April 2016	0.106	0.234	N/A	N/A
May 2016	0.022	0.212	N/A	N/A
June 2016	0.016	0.149	0.19	N/A
July 2016	0.074	0.116	0.378	N/A
August 2016	0.02	0.114	0.35	N/A
September 2016	0.003	0.099	0.263	N/A
October 2016	-0.01	0.012	0.13	N/A
November 2016	0.119	0.111	0.237	N/A
December 2016	0.013	0.122	0.233	0.466

4.2.1.2 Momentum factor

Il portafoglio basato sul fattore momentum è costruito in modo tale da offrire esposizione alle azioni che hanno recentemente conseguito una buona performance. La logica del momentum sta nel fatto che un rialzo dei prezzi duraturo in un'azione suggerisca l'esistenza di un trend positivo destinato a perdurare. Un portafoglio costituito da titoli "winner" offrirà dei rendimenti relativi superiori a quelli di mercato. Per stimare un'azione, perché essere definita "vincente", occorre guardare ai prezzi storici del titolo a 6 e a 12 mesi, in valuta locale e aggiustati per il tasso risk free relativo, nonché corretti per la volatilità. Il fattore, infatti, dà peso maggiore ai titoli con buone performance e con una ridotta volatilità. La strategia del fattore si basa sull'acquisto delle azioni performanti e alla vendita delle azioni che hanno avuto trend negativo. È importante notare che il momentum non è un trend follower, il quale considera esclusivamente la performance assoluta dei titoli ed è esposto al rischio di mercato. A differenza del trend following, il momentum non assume una visione esplicita sull'andamento del mercato e definisce "vincitori" e "perdenti" indipendentemente dal fatto che il mercato sia in calo o in crescita. Nei periodi in cui il trend del mercato è negativo, il momentum evidenzia, quali "vincitori", i titoli che hanno avuto una performance pur sempre negativa, ma con una variazione negativa del prezzo minima rispetto al prezzo delle altre azioni. Si tratta di una strategia che comporta un elevato volume di transazioni per mantenere stabile il portafoglio, da ciò deriva l'elevato costo, in termini relativi, dell'ETF basato su tale fattore. Inoltre, la strategia è applicabile

in un orizzonte temporale di breve periodo, soprattutto in condizioni di elevata volatilità del mercato.

In generale, l'investitore tende a essere più incline a vendere gli investimenti che si apprezzano, mentre tende a trattenere gli investimenti che si deprezzano. Dal punto di vista psicologico, c'è infatti un senso di vittoria che scaturisce dalla vendita dei vincenti, a molti investitori piace pensare a ciò che potrebbero comprare coi loro profitti. Il rovescio della medaglia sta nella grande delusione per la parte di investimenti perdenti, tanto che a volte avviene che molti investitori evitano addirittura di controllare i loro estratti conto. Le emozioni umane, nel primo caso l'avidità, nel secondo la paura, prendono il sopravvento, in modo tale che influenzino le dinamiche dei listini. In questo modo l'investitore, mosso dalle sue emozioni, non riuscirebbe a cogliere il timing esatto, arrivando anche a generare perdite.

Ci sono diversi studi empirici che dimostrano la validità di tale strategia. Nel loro influente lavoro, Jegadeesh e Titman (1993) mostrano che l'acquisto dei "vincenti" (su base semestrale) e la vendita dei "perdenti" generi un excess return del 12,01%, la strategia è nota come "*up-minus-down*" e "*winner-minus-losers*". Più recentemente, Geczy and Samonov (2013) hanno costruito un paniere di azioni americane, includendo lo storico dal 1801 al 2012. In quello che potrebbe essere il back test più ampio mai creato, gli autori trovano più di 125 anni di esempi che dimostrano la validità del momentum. La persistenza dei rendimenti non è l'unica caratteristica del mercato azionario americano, negli ultimi vent'anni l'effetto momentum si è osservato anche in altri mercati non americani, come ad esempio il mercato delle commodities, delle valute e degli indici equity. Inoltre, lo studio di Asness (2013) evidenzia la forte correlazione tra i mercati e le differenti asset class, suggerendo la presenza di un fattore comune mondiale che spiega il premio del momentum. La natura del premio può essere spiegata ancora una volta attraverso due approcci, quello di natura comportamentale e quello della MPT. Il primo si basa sui bias dell'investitore non razionale, il quale è guidato da un'eccessiva sicurezza nel suo agire, ponendo più attenzione sui segnali che coglie, piuttosto che sull'informazione pubblica, nonché valutando eventi estremamente improbabili come se fossero impossibili o valutando eventi estremamente probabili come se fossero certi. Il secondo si basa sulla differenza tra il fattore precedentemente esaminato e il momentum stesso. Vayanos e Woolley (2013) suggeriscono un'argomentazione molto interessante riguardo l'esistenza di pattern

di rendimento persistenti, ipotizzando la razionalità degli operatori di mercato: gli autori assumono che gli investitori deleghino la gestione dei fondi agli intermediari finanziari. Dal momento che le vere skill dei manager sono inosservabili dagli investitori, l'alfa negativo di alcune azioni farebbe pensare all'incapacità dei manager nel gestire il fondo. Ciò porterebbe lo stesso manager a dismettere le azioni con alfa negativo definendone la caduta del valore. Dati i realistici vincoli istituzionali che non consentono di dismettere velocemente gli investimenti, il prezzo scenderebbe gradualmente. Il conseguente calo dei prezzi in maniera graduale consentirebbe al fattore momentum di registrare le azioni coinvolte come "losers". Allo stesso tempo, dal momento che tali asset raggiungerebbero un valore di mercato al di sotto dei loro valori fondamentali, crescerebbe il loro valore atteso. Così le stesse azioni diventerebbero, dopo poco, subito più interessanti e, dunque, acquistate, in modo tale che il prezzo cambierebbe trend. Tuttavia, nessuna delle teorie è in grado di riprodurre la variazione osservabile nei rendimenti di cui sopra, in quanto nella realtà l'investitore non è totalmente razionale.

Nell'implementazione di questa strategia occorrerà fare riferimento agli indicatori di rendimento e rischio visti precedentemente⁵⁸, nonché ai costi di trading, al drawdown⁵⁹ del portafoglio, all'esposizione ad altri fattori quali volatilità e liquidità, che potrebbero generare collassi del sistema, il tutto ripercuotendosi sul fondo stesso. La gran quantità di tesi empiriche sull'argomento ha indubbiamente contribuito alla diffusione di miti intorno al momentum così come spiegato da Israel e altri⁶⁰. Nel loro lavoro, individuano nelle tesi precedenti, 10 miti. Uno tra questi è quello secondo cui il momentum può essere sfruttato solo tramite short selling. Ciò significa che i profitti derivanti dal fattore sono giustificati esclusivamente dai titoli "perdenti". L'evidenza empirica ci suggerisce il contrario. Storicamente, più della metà dei rendimenti della strategia up-minus-down, aggiustati per il

Sample	UMD market-adjusted returns				UMD returns minus market			
	Short side	Long side	UMD	% Long	Short side	Long side	UMD	% Long
1927 - 2013	5.1%	5.5%	10.6%	51.8%	2.2%	6.1%	8.3%	73.6%
1963 - 2013	3.8%	5.3%	9.1%	57.8%	2.5%	5.9%	8.4%	70.1%
1991 - 2013	3.8%	4.8%	8.7%	56.0%	1.1%	5.2%	6.3%	83.3%

⁵⁸ Si veda il paragrafo 3.2.

⁵⁹ Si intende, da qui in poi, il drawdown massimo. È un indicatore di rischio dello strumento finanziario e rappresenta la perdita massima maturata, nel periodo di analisi, rispetto al valore di picco registrato. Morningstar.

⁶⁰ Israel, R., Frazzini A., Moskowitz T. J., and Asness Clifford S. (2014). "Fact, Fiction and Momentum Investing". Working Paper.

rischio di mercato, sono ottenuti dai titoli “vincenti”. I rendimenti in eccesso del portafoglio momentum sono maggiori sul lato long piuttosto che su lato short. La tabella mostra tale evidenza⁶¹.

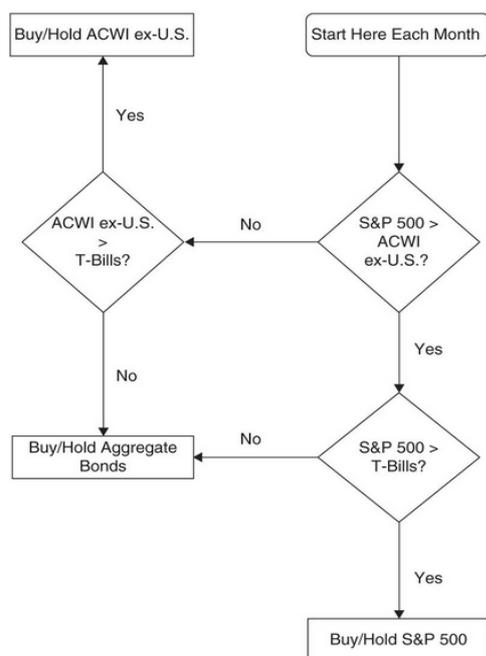
Per il mercato azionario americano il momentum dimostra il più alto Sharpe ratio corrispondente a 0,5 rispetto ai fattori Market (0.41), size (0.26), e value (0.39). Tuttavia i profitti di lungo termine sono afflitti da crolli di mercato occasionali. Barroso e Santa Clara (2012) riportano un'asimmetria nella strategia up-minus-down di -2,47 e una curtosi di 18,24, con perdite del 91,59% in due mesi nel 1932 e del 73,42% in 3 mesi nel 2009. Questi due crolli sono stati causati dal rapido rimbalzo del mercato dopo un trend negativo di lungo periodo. Durante tale periodo il lato short del portafoglio up-minus-down incrementa l'esposizione al rischio di mercato accumulando asset con beta elevato, con conseguenti perdite in caso di improvvisa ripresa del mercato. L'effetto è meno pronunciato per una situazione opposta della parte long di tale strategia e nel precedente trend positivo di mercato. L'evidenza suggerisce una gestione del rischio, derivante dal fattore, molto più attenta. Daniel e Moskowitz (2013), insieme a Barroso e Santa Clara (2012), propongono una strategia momentum dinamica che usa previsioni di variazione condizionale per determinare l'esposizione ottimale del fattore up-minus-down e i relativi pesi. Entrambi gli approcci risultano raddoppiare lo Sharpe ratio riducendo significativamente le asimmetrie dei rendimenti del Momentum.

Procediamo ora nella costruzione di un portafoglio che segua la strategia momentum. Come vedremo il fattore momentum è di per sé un buon fattore, anche preso singolarmente, ma che può ridurre il rischio a parità di rendimento atteso se combinato con il fattore value. La costruzione di un portafoglio che adotti una strategia momentum non è particolarmente complessa: ogni mese, si osserva quale sia l'insieme di azioni, o più semplicemente di ETF, che si trovano tra i “vincenti”. Si acquista questo paniere e si vende il resto. Si mantiene una posizione “hold” per un mese e si ripete il procedimento. Ogni strategia di tipo momentum ha alla base tale meccanismo, talvolta variando il paniere di ETF, cambiando il timeframe, e così via. Un tale portafoglio potrebbe, però, in periodi di congiuntura economica negativa, seguire il trend negativo dei titoli. Per esempio, nel caso della crisi del 2008, c'era la prevalenza di titoli “losers” e quei pochi che si classificavano

⁶¹ Fonte: vedi nota precedente.

tra i “winners” non avevano spesso un trend positivo, ma venivano considerati tali in relazione ai “losers”, che avevano un rendimento di gran lunga peggiore. Costruire un portafoglio in cui si acquistano dei falsi “vincenti” porta indubbiamente alla perdita in conto capitale. In tal caso è importante notare lo studio di Gary Antonacci (2014) in merito ad una strategia alternativa che può ovviare al problema sollevato. il Dual Momentum si basa sulle seguenti ipotesi:

- il momentum passato è un buon indicatore del momentum futuro;
- il momentum relativo non dovrebbe essere ignorato quando si ha un portafoglio basato sul momentum;
- muoversi ciclicamente verso nuovi indici di momentum protegge il portafoglio dai drawdown.



Antoniaci pone particolare attenzione sul momentum relativo, definito come il passaggio dallo S&P 500 al MSCI All Country World Index (ACWI) ex-US ribilanciato mensilmente, integrandolo con il momentum assoluto, definito come il passaggio dalle azioni alle obbligazioni. La strategia è allora basata su questi due tipi di momentum. La strategia segue lo schema di fianco: ogni mese l’algoritmo rileva i rendimenti dello S&P 500 e del ACWI ex-US. Nel caso in cui lo S&P 500 abbia avuto dei rendimenti superiori sia dell’ETF sia del T-bill, l’algoritmo ac-

quista lo S&P 500, o meglio un suo ETF. Nel caso in cui ciò non accada ed è superiore il

Figura 5 Fonte: Antonacci, G. (2014). “Dual Momentum Investing”. McGraw-Hill.

rendimento del ACWI ex-US anche rispetto allo S&P 500, acquista il primo. Infine, se il rendi-

mento del risk free è superiore sia allo S&P 500 che al ACWI ex-US, l’algoritmo acquista il T-bill. Come visto è una strategia long only. Procediamo con l’analisi dell’algoritmo basato sulla strategia di Antoniaci.

Per l’algoritmo completo della strategia vedi Appendice.

Nel periodo compreso tra il 01/01/2008 e il 01/01/2012⁶² abbiamo il seguente backtest.



La seguente tabella mostra gli alfa nel periodo considerato, dalla seconda colonna in poi abbiamo i timeframe di 1, 3, 6 e 12 mesi.

January 2008	-0.3045	N/A	N/A	N/A
February 2008	0.2059	N/A	N/A	N/A
March 2008	-0.0423	-0.1628	N/A	N/A
April 2008	0.0226	-0.0146	N/A	N/A
May 2008	-0.0984	-0.0611	N/A	N/A
June 2008	-0.0362	-0.1351	-0.1615	N/A
July 2008	-0.1339	-0.0883	-0.0739	N/A
August 2008	-0.2178	-0.0988	-0.1287	N/A
September 2008	-0.2076	-0.1491	-0.142	N/A
October 2008	-0.0362	-0.1258	-0.1297	N/A
November 2008	0.2369	-0.0077	-0.0788	N/A
December 2008	0.3193	0.1526	-0.0023	-0.0938
January 2009	-0.0713	0.1501	0.006	-0.0351
February 2009	-0.1062	0.0475	0.0222	-0.0486
March 2009	0.0896	-0.0084	0.0738	-0.0372
April 2009	0.1706	0.0449	0.096	-0.0276
May 2009	0.2545	0.1804	0.157	0.0362
June 2009	-0.3651	-0.1343	0.0297	0.0243

⁶² Si è scelto di eseguire il backtest in questo arco temporale al fine di evidenziare il comportamento del modello in un periodo di crisi.

July 2009	0.2474	0.0424	0.175	0.1384
August 2009	-0.1878	-0.0994	0.1127	0.1838
September 2009	0.1962	0.0833	0.0572	0.2472
October 2009	-0.0398	-0.0465	-0.0167	0.2054
November 2009	-0.4691	-0.1088	-0.1067	0.1916
December 2009	-0.0408	-0.185	-0.0641	0.1578
January 2010	0.2198	-0.0482	-0.0484	0.101
February 2010	-0.0004	0.0337	-0.0251	0.0351
March 2010	-0.0095	0.0419	-0.0769	-0.0205
April 2010	-0.0004	-0.0009	-0.0369	-0.0224
May 2010	-0.0001	-0.0001	0.0171	-0.0265
June 2010	0.14	0.0948	0.1278	0.1066
July 2010	0.1072	-0.1225	0.0456	0.0299
August 2010	0.0636	0.1231	0.085	0.0853
September 2010	0.1798	0.1244	-0.0548	0.0018
October 2010	-0.3278	0.1242	-0.0514	0.0305
November 2010	-0.4882	-0.4271	0.0094	-0.023
December 2010	-0.0162	-0.3235	0.0247	0.0137
January 2011	-0.2616	-0.3021	-0.012	0.0145
February 2011	0.0155	-0.0958	-0.2227	0.0291
March 2011	-0.0512	-0.0613	-0.1753	-0.0051
April 2011	0.0484	0.0245	-0.1274	0.0071
May 2011	-0.0003	-0.0025	-0.0104	0.0699
June 2011	-0.0581	-0.0037	-0.0256	-0.0381
July 2011	0.365	0.104	0.1152	0.0307
August 2011	0.1331	0.104	0.1041	0.0981
September 2011	0.0098	0.1595	0.1173	0.1559
October 2011	0.0962	0.0756	0.0363	0.1185
November 2011	-0.0188	0.0197	0.0519	0.1639
December 2011	0.061	0.0348	0.1012	0.0985

Di seguito, i rendimenti mensili, trimestrali, semestrali e annuali del portafoglio.

January 2008	-0.0743	N/A	N/A	N/A
February 2008	0.0059	N/A	N/A	N/A
March 2008	-0.0036	-0.0721	N/A	N/A
April 2008	-0.0055	-0.0031	N/A	N/A

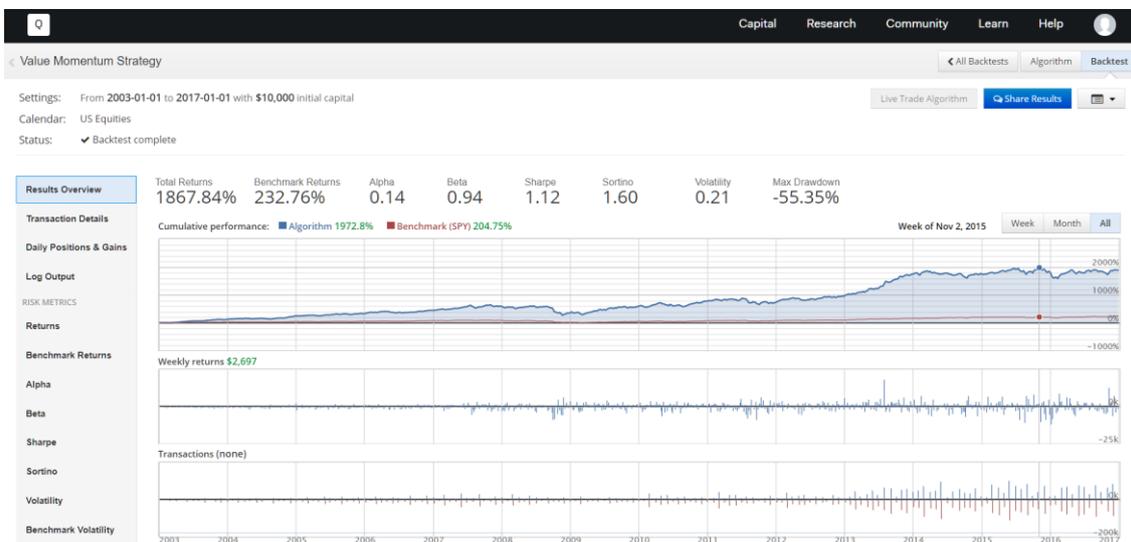
May 2008	-0.0096	-0.0184	N/A	N/A
June 2008	-0.0194	-0.0341	-0.1037	N/A
July 2008	-0.0149	-0.0432	-0.0461	N/A
August 2008	-0.0147	-0.0481	-0.0656	N/A
September 2008	-0.0158	-0.0446	-0.0771	N/A
October 2008	-0.0086	-0.0385	-0.08	N/A
November 2008	0.0176	-0.007	-0.0547	N/A
December 2008	0.0271	0.0363	-0.0098	-0.1124
January 2009	-0.0076	0.0374	-0.0025	-0.0485
February 2009	-0.0051	0.0142	0.0072	-0.0588
March 2009	0.0091	-0.0036	0.0327	-0.0469
April 2009	0.0056	0.0097	0.0475	-0.0362
May 2009	0.0504	0.066	0.0813	0.0222
June 2009	-0.0334	0.0211	0.0175	0.0076
July 2009	0.1048	0.1219	0.1328	0.13
August 2009	0.0294	0.0994	0.1721	0.1806
September 2009	0.0564	0.2016	0.2271	0.2672
October 2009	-0.0304	0.0546	0.1832	0.2394
November 2009	0.047	0.0726	0.1793	0.2752
December 2009	0.0139	0.0294	0.237	0.2588
January 2010	-0.0243	0.0358	0.0924	0.2376
February 2010	0.0309	0.02	0.094	0.2824
March 2010	0.0606	0.0669	0.0984	0.3479
April 2010	0.0156	0.1106	0.1505	0.3614
May 2010	-0.0798	-0.0087	0.0112	0.1925
June 2010	0.0154	-0.0509	0.0127	0.2528
July 2010	0.0055	-0.0604	0.0437	0.1402
August 2010	0.0129	0.0343	0.0254	0.1219
September 2010	-0.0001	0.0185	-0.0334	0.0618
October 2010	0.025	0.0382	-0.0244	0.1224
November 2010	-0.0409	-0.017	0.0168	0.0282
December 2010	0.0813	0.0631	0.0828	0.0965
January 2011	0.0071	0.0445	0.0845	0.1319
February 2011	0.0464	0.1396	0.1203	0.1488
March 2011	-0.0047	0.049	0.1153	0.0781
April 2011	0.0335	0.0765	0.1244	0.097
May 2011	-0.0116	0.0168	0.1588	0.1784
June 2011	-0.0217	-0.0006	0.0485	0.1353

July 2011	0.0287	-0.0051	0.071	0.1615
August 2011	0.0151	0.0217	0.039	0.164
September 2011	0.004	0.0485	0.048	0.1689
October 2011	0.0007	0.02	0.0148	0.1412
November 2011	-0.0016	0.0032	0.025	0.1879
December 2011	0.0047	0.0039	0.0527	0.1038

Precedentemente, abbiamo accennato al fatto che i due fattori, finora esaminati, possono essere combinati in modo tale da migliorare il rendimento atteso e il rischio di portafoglio. Proponiamo, allora, una strategia basata su value e momentum opportunamente bilanciati. Per l'algoritmo completo della strategia vedi Appendice.

L'algoritmo prende in considerazione diversi fondamentali, tra cui l'EBITDA (non negativo), il P/E ratio > 1 e così via, ordinandoli dal più basso al più alto. Il filtro sceglie le azioni che rispondono ai requisiti imposti e vengono selezionate quelle con l'EBITDA più basso. Nella seconda parte dell'algoritmo viene considerato lo storico del momentum nei 200 giorni precedenti alla data corrente. Tra i value scelti, l'algoritmo applica il momentum come detto e sceglie i titoli "vincenti". Infine, ogni mese le liste vengono ribilanciate. I risultati di tale algoritmo sono molto buoni, in quanto il rendimento atteso del portafoglio in 14 anni supera il 1800%, rispetto al rendimento del benchmark che supera di poco il 230%, raggiungendo il massimo rendimento il 2 novembre 2015 del 1972,8%. Gli alti rendimenti sono dimostrati anche dagli indici di Sharpe e Sortino. Su base annuale, questi segnano rispettivamente il 4,41% e 7,64%, già nel primo anno di investimento (gennaio 2004), toccando il picco di 4,83% e 8,50% nel mese di febbraio dello stesso anno. Tendono in seguito a diventare negativi tra gli anni 2008 e 2009 con dei picchi in ottobre 2008, non a caso durante il fallimento di Lehman Brothers, corrispondenti al -1,27% e al -1,64%, invertendo la tendenza già a metà 2009. In questo holding period il beta non supera mai il valore 1,17, suggerendo un extrarendimento proveniente dall'alfa. Quest'ultimo è massimo già dal 2004 (0,66 in febbraio 2004), per poi stabilizzarsi negli anni successivi. Il drawdown massimo è molto alto (-55,35%) registrato in novembre 2008.

Nel periodo compreso tra il 01/01/2003 e il 01/01/2017, con un capitale iniziale di 10'000,00 \$ abbiamo il seguente backtest:



La seguente tabella mostra gli alfa nel periodo considerato, dalla seconda colonna in poi abbiamo i timeframe di 1, 3, 6 e 12 mesi.

January 2003	0.6583	N/A	N/A	N/A
February 2003	-0.154	N/A	N/A	N/A
March 2003	0.9432	0.5273	N/A	N/A
April 2003	1.6374	0.7884	N/A	N/A
May 2003	0.8795	1.1083	N/A	N/A
June 2003	0.857	1.0918	0.8257	N/A
July 2003	0.5136	0.7624	0.7749	N/A
August 2003	0.1373	0.4949	0.7989	N/A
September 2003	1.0612	0.5117	0.7985	N/A
October 2003	0.8027	0.6815	0.7243	N/A
November 2003	0.4301	0.802	0.6544	N/A
December 2003	-0.5688	0.3048	0.4635	0.6543
January 2004	0.4155	0.1538	0.4234	0.6181
February 2004	0.5104	0.1434	0.4825	0.6608
March 2004	0.4402	0.4449	0.3868	0.6031
April 2004	-0.1548	0.2513	0.1844	0.4544
May 2004	-0.0465	0.126	0.1153	0.3848
June 2004	0.3987	0.0561	0.2508	0.3446
July 2004	-0.3691	0.0058	0.132	0.261
August 2004	-0.0415	-0.033	0.0461	0.253

September 2004	0.9954	0.1857	0.1315	0.2481
October 2004	0.1036	0.3529	0.1731	0.1777
November 2004	1.6503	0.8774	0.4122	0.2653
December 2004	1.4129	1.0239	0.5674	0.4078
January 2005	-0.208	0.8904	0.6161	0.3624
February 2005	0.3574	0.5249	0.6977	0.3578
March 2005	0.1772	0.1765	0.5756	0.3427
April 2005	-0.6408	0.03	0.4573	0.3142
May 2005	0.4945	0.053	0.2928	0.3533
June 2005	0.2665	0.0633	0.1161	0.3421
July 2005	0.5907	0.4211	0.2414	0.4291
August 2005	0.0519	0.2842	0.178	0.4351
September 2005	0.1393	0.2523	0.1568	0.3633
October 2005	-0.2399	-0.0205	0.2032	0.3303
November 2005	0.2249	0.0014	0.1457	0.22
December 2005	0.1077	-0.0066	0.1216	0.1188
January 2006	1.4409	0.5636	0.2436	0.2426
February 2006	-0.292	0.4011	0.195	0.187
March 2006	0.54	0.5605	0.2713	0.2137
April 2006	-0.1054	0.0834	0.3147	0.2541
May 2006	-0.3965	0.0398	0.2073	0.1764
June 2006	0.0557	-0.1436	0.1949	0.1569
July 2006	-0.2562	-0.1844	-0.0552	0.0917
August 2006	-0.1287	-0.1025	-0.0301	0.0764
September 2006	-0.2011	-0.1799	-0.1554	0.0547
October 2006	0.2375	-0.0268	-0.0848	0.1024
November 2006	0.2305	0.0956	0.0094	0.1141
December 2006	0.0848	0.1824	0.0089	0.114
January 2007	0.3637	0.2264	0.0928	0.0379
February 2007	0.2727	0.2854	0.2033	0.0865
March 2007	-0.0482	0.2124	0.2234	0.0328
April 2007	0.0335	0.1039	0.1833	0.045
May 2007	0.2422	0.0876	0.1783	0.0925
June 2007	0.7292	0.3665	0.2871	0.157
July 2007	0.5542	0.5072	0.3122	0.2307
August 2007	-0.2593	0.2946	0.2189	0.2249
September 2007	0.0456	0.0977	0.2424	0.2388

October 2007	0.699	0.188	0.3416	0.2726
November 2007	-0.5677	0.1125	0.2089	0.2073
December 2007	0.0523	0.1121	0.1003	0.1988
January 2008	0.3629	-0.0712	0.0528	0.1829
February 2008	-0.1131	0.091	0.1016	0.1584
March 2008	-0.4154	-0.053	0.0305	0.1299
April 2008	0.0011	-0.136	-0.1044	0.1214
May 2008	0.6523	0.0824	0.0934	0.1514
June 2008	0.3846	0.3839	0.1683	0.1318
July 2008	-0.0338	0.3461	0.1149	0.0839
August 2008	0.3252	0.2334	0.1745	0.1379
September 2008	-0.5086	-0.0942	0.1453	0.0895
October 2008	-1.0299	-0.4455	-0.0495	-0.0767
November 2008	-0.5909	-0.7219	-0.2305	-0.0695
December 2008	0.9368	-0.1672	-0.1327	0.0183
January 2009	0.9465	0.4444	-0.0007	0.0579
February 2009	0.188	0.7123	-0.0276	0.0718
March 2009	-0.0353	0.3068	0.0607	0.1037
April 2009	0.3033	0.1748	0.2966	0.1454
May 2009	0.4542	0.2519	0.4448	0.1266
June 2009	0.6203	0.4542	0.3878	0.1347
July 2009	0.1999	0.4001	0.2861	0.1548
August 2009	-0.4606	0.1048	0.1812	0.0962
September 2009	0.3278	0.0214	0.2309	0.1687
October 2009	-0.4757	-0.1911	0.1034	0.1886
November 2009	-0.5587	-0.1775	-0.0337	0.2028
December 2009	0.5683	-0.0835	-0.0326	0.1708
January 2010	0.0638	0.0593	-0.0672	0.1106
February 2010	-0.127	0.1616	-0.013	0.0851
March 2010	0.2725	0.1369	0.0249	0.1274
April 2010	0.578	0.3261	0.1891	0.1502
May 2010	0.2894	0.4409	0.3039	0.1283
June 2010	-0.005	0.274	0.2014	0.0655
July 2010	-0.2807	-0.0265	0.1369	0.0317
August 2010	-0.5352	-0.3105	0.0615	0.0164
September 2010	0.375	-0.152	0.0779	0.0431
October 2010	0.0875	-0.015	0.0076	0.0894

November 2010	0.023	0.198	-0.0476	0.1298
December 2010	0.3795	0.1005	-0.0393	0.0869
January 2011	-0.0598	0.0458	0.0042	0.0843
February 2011	-0.1225	-0.0267	0.0862	0.0906
March 2011	0.1505	0.0388	0.0591	0.0675
April 2011	-0.3021	-0.0548	-0.0053	-0.0024
May 2011	0.1834	0.0245	0.013	-0.0201
June 2011	0.25	0.0521	0.0477	0.0021
July 2011	-0.1152	0.1128	0.0274	0.0224
August 2011	0.0303	0.0597	0.0412	0.0822
September 2011	-0.8848	-0.3031	-0.1237	-0.0304
October 2011	0.1256	-0.1568	-0.0245	-0.0189
November 2011	-0.474	-0.3311	-0.1345	-0.0581
December 2011	-0.0735	-0.0805	-0.1897	-0.0677
January 2012	0.678	0.0257	-0.0802	-0.0266
February 2012	-0.5169	0.0755	-0.1241	-0.04
March 2012	0.2748	0.1856	0.0546	-0.035
April 2012	0.0419	0.0098	0.029	-0.0095
May 2012	-0.1558	0.0515	0.0775	-0.0305
June 2012	-0.0572	-0.0353	0.0803	-0.0559
July 2012	-0.1724	-0.1151	-0.044	-0.0635
August 2012	0.0551	-0.0394	0.0091	-0.0558
September 2012	0.2124	0.0438	-0.0025	0.0281
October 2012	0.1076	0.1598	0.02	0.0245
November 2012	0.376	0.25	0.1036	0.0902
December 2012	0.1262	0.22	0.1341	0.1085
January 2013	0.1093	0.164	0.1613	0.0557
February 2013	0.1722	0.1054	0.1732	0.0863
March 2013	0.3751	0.1589	0.1851	0.0856
April 2013	0.077	0.1522	0.162	0.0913
May 2013	0.3617	0.218	0.1672	0.1337
June 2013	0.3464	0.3089	0.2384	0.1835
July 2013	0.3706	0.411	0.2912	0.2256
August 2013	1.7139	0.6176	0.4163	0.2991
September 2013	0.5749	0.519	0.4489	0.3192
October 2013	0.0423	0.4708	0.4404	0.3047
November 2013	0.1478	0.2433	0.4244	0.2963

December 2013	-0.1833	0.0142	0.2579	0.2638
January 2014	0.5071	0.1804	0.3365	0.3075
February 2014	-0.1997	0.0445	0.1479	0.2819
March 2014	-0.0584	0.0989	0.0604	0.2565
April 2014	-0.3134	-0.1889	-0.0011	0.2242
May 2014	-0.6413	-0.3285	-0.1439	0.1435
June 2014	-0.0372	-0.3493	-0.1243	0.0786
July 2014	-0.4004	-0.3311	-0.2617	0.0365
August 2014	0.1476	-0.1222	-0.2356	-0.0463
September 2014	-0.5619	-0.2889	-0.3014	-0.1206
October 2014	0.087	-0.1239	-0.2263	-0.1166
November 2014	0.0341	-0.1448	-0.1397	-0.1438
December 2014	0.1052	0.0641	-0.1104	-0.114
January 2015	0.0624	0.0499	-0.0381	-0.1409
February 2015	0.0709	0.0474	-0.0486	-0.1384
March 2015	0.192	0.0803	0.0748	-0.1131
April 2015	0.0316	0.0851	0.0672	-0.0818
May 2015	0.2525	0.1611	0.1053	-0.0175
June 2015	0.2805	0.2122	0.1477	0.0181
July 2015	-0.5478	0.0222	0.0561	0.0079
August 2015	0.3807	0.0699	0.1162	0.0387
September 2015	-0.0108	-0.0405	0.0837	0.0854
October 2015	-0.2093	0.1761	0.0982	0.0846
November 2015	-0.0917	0.0171	0.0505	0.0777
December 2015	-0.5826	-0.2063	-0.1035	0.0199
January 2016	-0.4057	-0.3638	-0.0937	-0.021
February 2016	0.3938	-0.2108	-0.0994	0.012
March 2016	-0.2099	-0.0177	-0.1187	-0.0025
April 2016	0.2905	0.1926	-0.0654	0.0175
May 2016	-0.5429	-0.1444	-0.1374	-0.0411
June 2016	-0.094	-0.1005	-0.0619	-0.0801
July 2016	-0.111	-0.2209	-0.0136	-0.042
August 2016	0.0965	-0.0124	-0.0618	-0.0714
September 2016	-0.1836	-0.033	-0.0704	-0.0954
October 2016	-0.3216	-0.1553	-0.1854	-0.1285
November 2016	0.3447	-0.0753	-0.0433	-0.0932
December 2016	-0.2201	-0.1027	-0.0647	-0.0661

Di seguito, i rendimenti mensili, trimestrali, semestrali e annuali del portafoglio.

January 2003	0.046	N/A	N/A	N/A
February 2003	-0.0179	N/A	N/A	N/A
March 2003	0.0875	0.1172	N/A	N/A
April 2003	0.1758	0.2559	N/A	N/A
May 2003	0.1167	0.428	N/A	N/A
June 2003	0.0819	0.4207	0.5873	N/A
July 2003	0.0475	0.2657	0.5896	N/A
August 2003	0.018	0.1538	0.6478	N/A
September 2003	0.0777	0.1494	0.633	N/A
October 2003	0.144	0.2553	0.5888	N/A
November 2003	0.0378	0.2797	0.4767	N/A
December 2003	0.0144	0.2044	0.3844	1.1977
January 2004	0.0493	0.1047	0.3868	1.2045
February 2004	0.0519	0.1196	0.4329	1.3612
March 2004	0.0258	0.1322	0.3638	1.2272
April 2004	-0.0315	0.0451	0.1545	0.8345
May 2004	0.0172	0.0106	0.1316	0.6711
June 2004	0.0495	0.034	0.1708	0.621
July 2004	-0.0641	-0.0007	0.0443	0.4483
August 2004	-0.0018	-0.0195	-0.009	0.4201
September 2004	0.0987	0.0265	0.0615	0.4477
October 2004	0.0194	0.1181	0.1173	0.29
November 2004	0.1711	0.3117	0.2863	0.4556
December 2004	0.1469	0.3693	0.4057	0.6459
January 2005	-0.0386	0.2914	0.444	0.5081
February 2005	0.0553	0.1638	0.5266	0.513
March 2005	0.0055	0.0203	0.3971	0.4831
April 2005	-0.0648	-0.0076	0.2817	0.4321
May 2005	0.0725	0.0086	0.1738	0.5099
June 2005	0.024	0.0272	0.0481	0.4733
July 2005	0.0813	0.1877	0.1787	0.7021
August 2005	-0.0036	0.1034	0.1129	0.6991
September 2005	0.0175	0.0963	0.1262	0.5735
October 2005	-0.037	-0.0237	0.1597	0.4864
November 2005	0.0459	0.0249	0.1309	0.3275
December 2005	0.008	0.0153	0.1132	0.1668

January 2006	0.1371	0.1989	0.1706	0.3799
February 2006	-0.0199	0.1236	0.1516	0.2817
March 2006	0.0661	0.1882	0.2065	0.3589
April 2006	0.0035	0.0487	0.2573	0.4581
May 2006	-0.0599	0.0058	0.1301	0.2781
June 2006	0.0065	-0.0504	0.1284	0.2562
July 2006	-0.0153	-0.0682	-0.0228	0.144
August 2006	0.0134	0.0045	0.0103	0.1635
September 2006	0.0143	0.0122	-0.0387	0.1599
October 2006	0.0601	0.0898	0.0155	0.2769
November 2006	0.0432	0.1219	0.1269	0.2736
December 2006	0.0242	0.1328	0.1468	0.2941
January 2007	0.0507	0.1227	0.2236	0.1957
February 2007	0.002	0.0784	0.2099	0.2224
March 2007	0.0063	0.0595	0.2004	0.1539
April 2007	0.0497	0.0586	0.1886	0.2071
May 2007	0.0544	0.1139	0.2013	0.3539
June 2007	0.0455	0.1572	0.2262	0.4062
July 2007	0.0167	0.1208	0.1866	0.452
August 2007	-0.0146	0.0476	0.167	0.4119
September 2007	0.0378	0.0399	0.2034	0.4446
October 2007	0.0836	0.1083	0.2423	0.4766
November 2007	-0.0772	0.0378	0.0872	0.3062
December 2007	-0.0033	-0.0032	0.0366	0.2711
January 2008	-0.0354	-0.1127	-0.0165	0.167
February 2008	-0.0292	-0.0665	-0.0312	0.1306
March 2008	-0.0377	-0.0987	-0.1016	0.0812
April 2008	0.0459	-0.0229	-0.1329	0.0772
May 2008	0.0656	0.0725	0.0012	0.0886
June 2008	-0.0331	0.0776	-0.0288	0.0068
July 2008	-0.0102	0.0198	-0.0035	-0.0199
August 2008	0.039	-0.0056	0.0666	0.0334
September 2008	-0.1257	-0.1008	-0.031	-0.1294
October 2008	-0.2117	-0.2838	-0.2696	-0.3666
November 2008	-0.1197	-0.3932	-0.3965	-0.3958
December 2008	0.0976	-0.2382	-0.3149	-0.3346
January 2009	-0.0232	-0.056	-0.3239	-0.3262
February 2009	-0.0907	-0.025	-0.4083	-0.3689

March 2009	0.0741	-0.0458	-0.273	-0.2955
April 2009	0.1349	0.1086	0.0465	-0.2355
May 2009	0.0909	0.33	0.2969	-0.2173
June 2009	0.0532	0.3041	0.2444	-0.1474
July 2009	0.0876	0.2498	0.3855	-0.0631
August 2009	-0.0009	0.1445	0.5223	-0.0991
September 2009	0.0609	0.1529	0.5035	0.0931
October 2009	-0.0566	0	0.2498	0.308
November 2009	0.0279	0.0289	0.1776	0.5273
December 2009	0.0686	0.0364	0.1949	0.487
January 2010	-0.0352	0.0598	0.0599	0.4686
February 2010	0.0196	0.0513	0.0817	0.6468
March 2010	0.1109	0.0929	0.1327	0.7032
April 2010	0.0656	0.2072	0.2795	0.5992
May 2010	-0.0655	0.1064	0.1632	0.3699
June 2010	-0.0621	-0.0659	0.0209	0.22
July 2010	0.0478	-0.0815	0.1088	0.1753
August 2010	-0.0967	-0.1122	-0.0177	0.0626
September 2010	0.1512	0.0896	0.0179	0.153
October 2010	0.0545	0.0966	0.0073	0.2888
November 2010	0.0015	0.2158	0.0795	0.2557
December 2010	0.0781	0.1386	0.2408	0.2668
January 2011	0.0299	0.112	0.2195	0.3523
February 2011	0.0337	0.1478	0.3956	0.3709
March 2011	0.0135	0.079	0.2287	0.2507
April 2011	0.0096	0.0578	0.1764	0.185
May 2011	0.0012	0.0246	0.176	0.2695
June 2011	0.0012	0.0122	0.0922	0.3552
July 2011	-0.0308	-0.0284	0.0279	0.2536
August 2011	-0.0593	-0.087	-0.0645	0.3056
September 2011	-0.1393	-0.2152	-0.2056	-0.0239
October 2011	0.1465	-0.0716	-0.0979	0.0612
November 2011	-0.0409	-0.0536	-0.1359	0.0163
December 2011	0.0047	0.1049	-0.1329	-0.0529
January 2012	0.0992	0.0592	-0.0166	0.0109
February 2012	0.0288	0.1362	0.0754	0.0061
March 2012	0.0554	0.1935	0.3187	0.0476
April 2012	-0.0043	0.0812	0.1453	0.0332

May 2012	-0.0721	-0.0248	0.1081	-0.0424
June 2012	0.04	-0.0391	0.1469	-0.0054
July 2012	-0.0033	-0.0381	0.04	0.0228
August 2012	0.0344	0.0723	0.0457	0.1246
September 2012	0.0412	0.0735	0.0316	0.3605
October 2012	-0.0063	0.0703	0.0295	0.1792
November 2012	0.0379	0.074	0.1517	0.2762
December 2012	0.0124	0.0443	0.1211	0.2859
January 2013	0.0479	0.1012	0.1787	0.2259
February 2013	0.0265	0.0891	0.1697	0.2232
March 2013	0.059	0.1393	0.1898	0.2275
April 2013	0.0318	0.1218	0.2353	0.2719
May 2013	0.0562	0.1542	0.257	0.4478
June 2013	0.0177	0.1091	0.2637	0.4168
July 2013	0.0806	0.1616	0.3031	0.536
August 2013	0.0656	0.172	0.3527	0.5824
September 2013	0.0696	0.2318	0.3662	0.6256
October 2013	0.0526	0.1999	0.3939	0.722
November 2013	0.0555	0.1885	0.393	0.7511
December 2013	0.0073	0.1193	0.3788	0.7424
January 2014	0.0025	0.066	0.2791	0.6669
February 2014	0.0366	0.0468	0.2442	0.6832
March 2014	0.0032	0.0426	0.167	0.5945
April 2014	-0.0178	0.0215	0.0889	0.5179
May 2014	-0.025	-0.0392	0.0058	0.4011
June 2014	0.0126	-0.0303	0.0111	0.3941
July 2014	-0.0442	-0.0563	-0.036	0.2332
August 2014	0.0353	0.0021	-0.0372	0.1981
September 2014	-0.054	-0.0638	-0.0921	0.0596
October 2014	0.0297	0.0085	-0.0482	0.0365
November 2014	0.0214	-0.005	-0.0028	0.003
December 2014	0.0067	0.0589	-0.0087	0.0024
January 2015	-0.021	0.0068	0.0154	-0.0211
February 2015	0.0442	0.0292	0.0242	-0.0138
March 2015	0.004	0.0266	0.0871	-0.0131
April 2015	0.0129	0.0621	0.0694	0.0179
May 2015	0.0281	0.0457	0.0763	0.0734
June 2015	0.013	0.055	0.0831	0.0738

July 2015	-0.0253	0.0152	0.0783	0.0949
August 2015	-0.0179	-0.0303	0.0141	0.0387
September 2015	-0.0177	-0.0596	-0.0078	0.0786
October 2015	0.077	0.0391	0.0549	0.1281
November 2015	-0.0035	0.0544	0.0225	0.1006
December 2015	-0.0611	0.0078	-0.0523	0.0265
January 2016	-0.0764	-0.1358	-0.1019	-0.0316
February 2016	0.0302	-0.1066	-0.058	-0.0446
March 2016	0.0581	0.0068	0.0147	0.0068
April 2016	0.0285	0.1212	-0.031	0.0222
May 2016	-0.0269	0.0591	-0.0538	-0.0324
June 2016	-0.0057	-0.0048	0.002	-0.0503
July 2016	0.0252	-0.008	0.1122	-0.0011
August 2016	0.01	0.0296	0.0904	0.0273
September 2016	-0.015	0.02	0.0152	0.0301
October 2016	-0.0479	-0.0527	-0.0603	-0.0894
November 2016	0.0616	-0.0044	0.0251	-0.03
December 2016	0.0019	0.0127	0.033	0.0351

4.2.1.3 Quality factor

Il fattore quality raccoglie quelle azioni le cui società hanno fondamentali stabili e solidi. La ratio alla base di tale fattore è che le società con tali caratteristiche producono utili stabili nel tempo e di conseguenza un rendimento collegato ad un rischio limitato. Il fattore è costruito sulla base di tre indicatori di quality: Return on equity (ROE), Leverage (misurato dal rapporto Debt to Equity), Earnings variability (deviazione standard della crescita y-o-y degli EPS negli ultimi 5 anni). Le azioni sono confrontate all'interno del loro rispettivo settore e viene introdotto il vincolo di uguale ponderazione settoriale rispetto all'indice di provenienza. La strategia è simile al fattore value visto in precedenza, in quanto fa stretto riferimento ai dati fondamentali della società, ma si distingue da esso perché generalmente le azioni considerate hanno un prezzo più elevato rispetto alle azioni scelte per il fattore value. Infatti, le azioni di tipo quality hanno, spesso, un costo superiore alle azioni value, le quali possono anche non essere di tipo quality. Tale maggior prezzo

è giustificato richiamando il modello di Gordon, secondo cui il prezzo dell'azione dipende dal dividendo futuro, dalla crescita e dal tasso di rendimento del capitale. Per cui possiamo scrivere:

$$P_t = \frac{D_{t+1}}{r-g} = \frac{D_t(1+g)}{r-g}$$

Si divide tutto per il book value e si moltiplica e divide per i profitti attuali.

$$\frac{P_t}{B_t} = \frac{\left(\frac{\pi_t}{B_t}\right) \cdot \left[\frac{D_t(1+g)}{\pi_t}\right]}{r-g} = \frac{\text{redditività} \cdot \text{payout}}{r-g}$$

Il prezzo di un'azione sarà alto quando ha una elevata redditività.

La differenza che contraddistingue il fattore quality dai fattori precedentemente analizzati, è la modalità di rilevazione di un'azione che risponde a tali caratteristiche. Tale modalità presuppone lo studio di molteplici variabili per identificare correttamente un'azione quality. Piotroski (2000) suggerisce una misura basata sui dati contabili della società considerata includendo redditività delle azioni, liquidità e efficienza operativa. Dal suo studio deriva l'F-score. L'equazione contiene 9 fattori binari raggruppati in 3 categorie. Per quanto riguarda i fattori della redditività, essi sono:

1. Return on Assets (ROA), (if $ROA > 0$ val=1, else val=0).
2. Operating Cash Flow, (if $OCF_{t=0} > 0$ val=1, else val=0).
3. Variazioni di ROA, (if $ROA_{t=0} > ROA_{t=1}$ val=1, else val=0).
4. Accruals, (if $OCF/\text{total assets} > ROA_{t=0}$ val=1, else val=0).

Gli indicatori della liquidità e leverage sono:

5. Variazioni di leverage, (if $\Delta LEV < 0$ val=1, else val=0).
6. Variazioni di current ratio, (if $\Delta CR > 0$ val=1, else val=0).
7. Variazioni del numero di azioni (if $\Delta SHARE = 0$ val=1, else val=0).

Gli indicatori di efficienza operativa sono:

8. Variazioni dei profitti lordi al netto delle vendite, (if $\Delta MARGIN > 0$ val=1, else val=0).

9. Variazioni dell'indice di rotazione dell'attivo, (if $\Delta\text{TURNOVER} > 0$ val=1, else val=0).

Si noti che i primi quattro segnali rappresentano non solo la redditività, ma anche la crescita e le tre variabili sulla liquidità riflettono la resilienza dell'azienda a potenziali crisi. Il punteggio F di 8-9 indica azioni di alta qualità. Asness e altri ricercatori (2013) fanno il passo successivo e costruiscono il fattore quality-minus-junk (QMJ) valutando le caratteristiche di ogni azione rispetto all'intera cross-section. Ad esempio, la bassa esposizione al rischio di mercato (fattore BAB di Frazzini e Pedersen⁶³), la bassa volatilità idiosincronica e la bassa leva finanziaria sono tra le caratteristiche che misurano la stabilità. Per porre ogni variabile su un piano di parità, gli autori suggeriscono:

- classificarli in base alla popolazione statistica, quindi per il beta di mercato il vettore di $r_{BAB} = \text{rank}(\beta)$ e l'azione con il beta più basso ha il rango più alto;
- standardizzare il vettore di rango, ottenendo lo z-score: $z_{BAB} = (r - \mu_r) / \sigma_r$, dove μ_r , σ_r sono rispettivamente la deviazione media e standard dei rank;
- eseguire i passi precedenti per gli altri determinanti e ottenere il punteggio z aggregato:

$$\text{Stabilità} = z(z_{BAB} + z_{IVol} + z_{LEV} + z_O + z_Z + z_{EVol})$$

laddove i z-score individuali rappresentano una bassa esposizione al mercato (BAB), bassa volatilità idiosincronica (IVol), bassa leva finanziaria (LEV), bassa probabilità di insolvenza (Ohlson O-Score e Altman Z-score) e bassa volatilità del ROE (EVol). Infine, la qualità si misura mediando i suoi aspetti:

$$\text{Quality} = z(\text{Redditività} + \text{Crescita} + \text{Stabilità} + \text{Payout})$$

Gli approcci di Piotroski e Asness catturano la natura multidimensionale della qualità, ma richiedono molti dati. Fortunatamente, ci sono anche semplici misure, ad esempio, lo studio di Novy-Marx (2013) identifica il premio lordo di redditività, dimostrando che le imprese redditizie ottengono rendimenti più elevati pur avendo rapporti book-to-market più bassi, fattore poi impiegato da Fama e French (2014) nel loro nuovo modello a cinque

⁶³ Frazzini, A., Pedersen Lasse H. (2014). "Betting against beta". Journal of Financial Economics, Volume 111, Number 1, p.1-25.

fattori. Infine, il modello Novy-Marx (2014) confronta le prestazioni di sette diverse misure, tra cui l'F-score di Piotroski, e ritiene che la redditività lorda sia superiore a tutte. Le correlazioni segnalate sono comprensibili per la selezione dei criteri giusti, in quanto le correlazioni tra una strategia di valori classica e diverse strategie di qualità variano tra 0,2 e -0,58 secondo Novy-Marx. Nel complesso, l'approccio preciso per quantificare la qualità dovrebbe dipendere dagli obiettivi finali fissati dal ricercatore. Una semplice misura unidimensionale come la redditività lorda può essere sufficiente da un punto di vista accademico, ma, in pratica, siamo interessati anche al comportamento congiunto di diversi aspetti della qualità e il loro contributo individuale a premi e rischi associati a questo fattore. Il fattore quality è largamente utilizzato dai professionisti, ad esempio, dal 2012 la Société Générale calcola il Global Quality Income Index selezionando le azioni con l'F-score più alto; l'Indice MSCI Quality include le azioni subordinatamente alla loro leva finanziaria, al ROE e alla volatilità dei guadagni. È interessante notare che finora il fattore non è stato oggetto di grande attenzione da parte degli accademici, per cui la ricerca, le sue dinamiche congiunte con altri fattori, le fonti di rischio, ecc. sono in fase preliminare. Per il momento, l'evidenza empirica sul quality può essere riassunta come un certo numero di fatti stilizzati, quali:

- la qualità delle azioni è persistente, cioè uno stock redditizio, sicuro, ben gestito e con un'elevata crescita, è in grado di possedere questi attributi in futuro.
- Gli stock di alta qualità tendono ad avere rapporti prezzo/valore contabile più elevati rispetto alla sezione trasversale. Asness e altri segnalano che un aumento della deviazione standard nel punteggio del fattore (misurato con l'equazione di cui sopra) porta a una variazione della deviazione standard di 0,32 nel rapporto prezzo/valore contabile. Il potere esplicativo del quality è tuttavia basso: cattura solo fino al 31% della variazione dei prezzi.
- Redditività e crescita comandano prezzi più alti, in contrasto con la stabilità e il payout. Il basso valore della stabilità è probabilmente dovuto ai vincoli di leva finanziaria, in linea con la teoria di Frazzini e Pedersen, dove le attività rischiose hanno prezzi più elevati e, di conseguenza, rendimenti attesi più bassi. Il valore più basso del payout potrebbe essere determinato dall'inversione di causalità tra le decisioni relative al prezzo delle azioni e il buy-back (acquisto di azioni proprie).

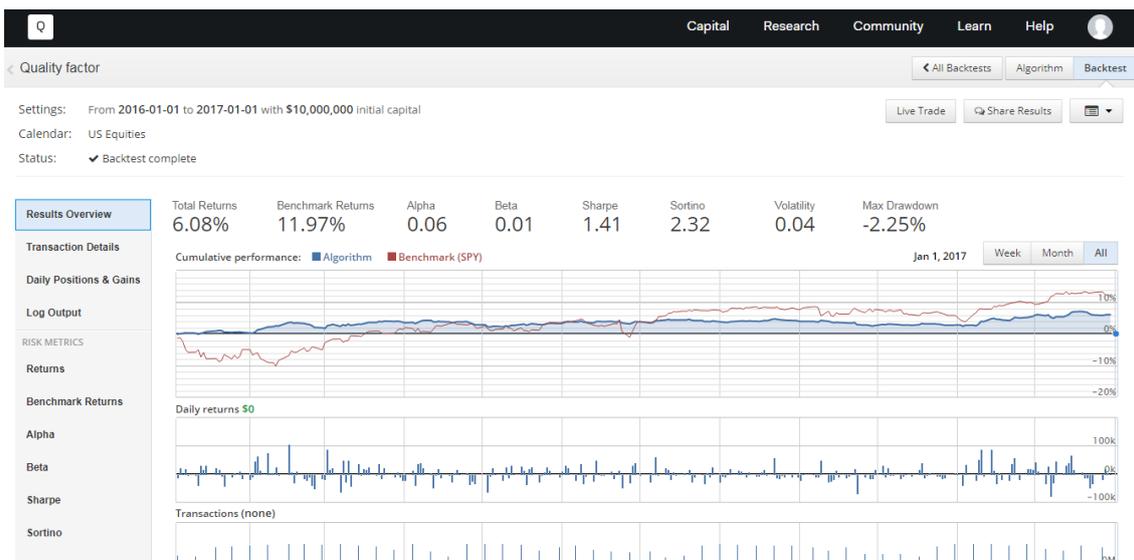
- Il portafoglio di quality-minus-junk ha un extra-rendimento positivo così come l'alfa, significativo nel modello standard a 4 fattori. Inoltre, il fattore QMJ presenta esposizioni negative di mercato, dimensioni e valore. In altre parole, QMJ assume una posizione lunga in azioni large-cap e low-beta.
- Il prezzo del fattore quality varia nel tempo, quindi il premio di rischio fattore QMJ è elevato quando il prezzo è basso e viceversa.
- Una strategia di tipo quality, a lungo termine, mostra un alfa significativo a tre fattori, dovuto al carico negativo sul fattore value. Tuttavia, gli alfa del CAPM non sono significativi per la maggior parte delle misure del quality, ad eccezione della redditività lorda e, marginalmente, dell'F-score di Piotroski.

Dal punto di vista della gestione del rischio, il fattore quality sembra possa portare a un potente incremento degli investimenti di valore, infatti i rendimenti di queste due strategie sono correlati negativamente. Novy-Marx mostra che la combinazione di quality e value permette di ridurre il drawdown massimo dal -43%, per il portafoglio HML puro, al -19% per la strategia di redditività lorda a valore congiunto nell'universo delle azioni large-cap. Asness e altri mostrano che durante le condizioni estreme del mercato, QMJ si comporta ancora meglio, probabilmente catturando l'effetto flight to quality. Tuttavia, si sa ancora molto poco su ciascuno degli aspetti del fattore quality, sui rischi della strategia e sulla loro evoluzione nel tempo.

Il procedimento che porta alla costruzione di un algoritmo, basato sul quality, opportunamente efficiente, risulta più complesso rispetto ai precedenti fattori. Il successivo algoritmo è stato costruito con un singolo fattore di tipo quality, il ROTA (return on total assets). Vengono classificate le azioni del paniere Q1500US in base all'indicatore scelto.

Per l'algoritmo completo della strategia vedi Appendice.

Nel periodo compreso tra il 01/01/2016 e il 01/01/2017, con un capitale iniziale di 10'000'000,00\$ abbiamo il seguente backtest:



La seguente tabella mostra gli alfa nel periodo considerato, dalla seconda colonna in poi abbiamo i timeframe di 1, 3, 6 e 12 mesi.

January 2016	0.017	N/A	N/A	N/A
February 2016	0.1803	N/A	N/A	N/A
March 2016	0.3076	0.1547	N/A	N/A
April 2016	-0.092	0.1026	N/A	N/A
May 2016	0.0126	0.0542	N/A	N/A
June 2016	0.0573	-0.006	0.0756	N/A
July 2016	-0.0152	0.0158	0.0582	N/A
August 2016	0.0028	0.0124	0.0256	N/A
September 2016	-0.1711	-0.0486	-0.03	N/A
October 2016	0.0338	-0.048	-0.0097	N/A
November 2016	0.3029	0.0523	0.0335	N/A
December 2016	0.1206	0.1348	0.0419	0.0585

Di seguito, i rendimenti mensili, trimestrali, semestrali e annuali del portafoglio.

January 2016	0.0046	N/A	N/A	N/A
February 2016	0.0142	N/A	N/A	N/A
March 2016	0.0178	0.037	N/A	N/A
April 2016	-0.0079	0.0242	N/A	N/A
May 2016	0.0034	0.0132	N/A	N/A
June 2016	0.0056	0.0011	0.0382	N/A
July 2016	0.0024	0.0115	0.036	N/A
August 2016	0.0003	0.0084	0.0218	N/A

September 2016	-0.0143	-0.0115	-0.0103	N/A
October 2016	0.0012	-0.0127	-0.0013	N/A
November 2016	0.0268	0.0135	0.0221	N/A
December 2016	0.0051	0.0335	0.0217	0.0608

4.2.1.4 Size factor

Il fattore size è costruito per offrire un'esposizione sulle azioni con bassa capitalizzazione. Le small-cap, in linea di massima, hanno dei rendimenti superiori e sono più propense alla crescita. Per tali motivi, nel lungo periodo un portafoglio, basato su queste azioni, verrà remunerato maggiormente rispetto a un portafoglio formato da azioni di varia capitalizzazione. La metodologia usata nella costruzione del fattore è piuttosto semplice, consiste nella vendita di quelle azioni le cui società hanno conseguito un aumento della capitalizzazione e nell'acquisto delle azioni le cui società hanno capitalizzazione inferiore. Nel corso delle ultime decadi, vari studi si sono susseguiti, dimostrando l'evidenza empirica di un maggior rendimento derivante dalle small-cap. Primo tra tutti è Banz (1981), che pubblicò un piccolo volume nel quale spiegava la relazione tra i rendimenti e il valore di mercato delle azioni nel NYSE, verificando l'effettivo maggior rischio e ritorno delle azioni a bassa capitalizzazione, in media, rispetto alle azioni ad alta e media capitalizzazione. Nella loro introduzione al paper, dichiarano l'esistenza dell'effetto size da ben quarant'anni prima, dimostrando l'inesattezza del CAPM, quale determinazione del prezzo di un'azione. L'effetto size non è lineare nel valore di mercato: l'effetto principale si verifica per società molto piccole, mentre la differenza di rendimento è minima tra medie e grandi imprese. Non è noto se le dimensioni di per sé siano responsabili dell'effetto stesso, oppure se la dimensione è solo una proxy per uno o più fattori realmente sconosciuti correlati alla dimensione. In seguito, il più famoso studio di Fama e French, del 1992 e 1993, integra il fattore size nel modello a tre fattori. In generale, il fattore ha avuto una certa rilevanza durante la seconda metà del secolo precedente, tuttavia, studi più recenti non trovano più, in questi ultimi anni, un'efficienza empirica nell'equity USA. Inol-

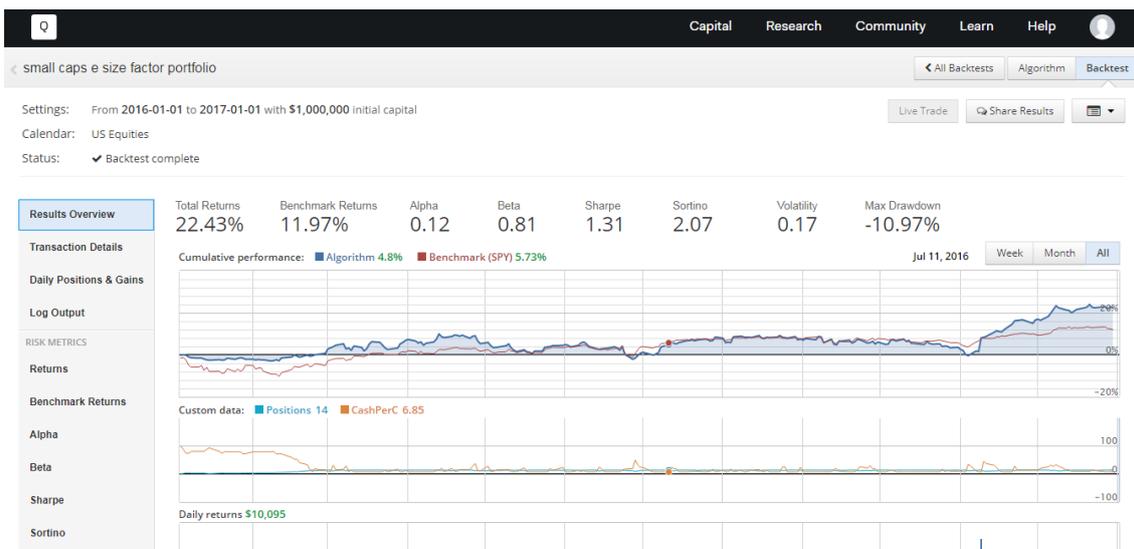
tre, il fatto che si costruisca un portafoglio su azioni poco costose, di bassa capitalizzazione, rende il portafoglio stesso molto volatile e illiquido. Molto spesso, infatti, le azioni troppo piccole, difficilmente vengono scambiate con alti volumi nel mercato, rendendo difficile il match tra l'acquirente e l'offerente, provocando un innalzamento dello spread BID/ASK.

L'implementazione di un portafoglio di tipo size è molto semplice. Il metodo classico è appunto l'acquisto di azioni small-cap e la dismissione di quelle small-cap che abbiano aumentato la loro capitalizzazione, in una strategia long only. Alternativamente, si possono considerare ETF anziché azioni, acquistando small e mid-cap ETF, disponibili ad un prezzo ridotto in molti mercati. L'uso degli ETF ridurrebbe in modo sensibile i costi di acquisto o vendita di cui sopra. La profittabilità dell'effetto size deriva dalle performance del 5% delle azioni meno capitalizzate nel mercato statunitense, così come evidenziato da Crain (2011). Le small-cap, per il loro rischio e il loro alto rendimento, hanno dei beta molto alti che variano tipicamente da 1,3 a 1,5. Tale rischio, per sua natura, non può essere diversificato con altre small-cap. Tuttavia, lo studio di Asness (2015) suggerisce altro, cioè la presenza di azioni small-cap di alta qualità che hanno dei valori fondamentali stabili e che sono poco volatili, giustificando la presenza di un elevato size premium.

La costruzione dell'algoritmo relativo al fattore non sarà particolarmente complesso. Esso sarà basato sullo stock picking di azioni che avranno una capitalizzazione compresa tra i 15 milioni e i 150 milioni di dollari, nel mercato equity US.

Per l'algoritmo completo della strategia vedi Appendice.

Nel periodo compreso tra il 01/01/2016 e il 01/01/2017, con un capitale iniziale di 1'000'000,00\$, abbiamo il seguente backtest:



La seguente tabella mostra gli alfa nel periodo considerato, dalla seconda colonna in poi abbiamo i timeframe di 1, 3, 6 e 12 mesi.

January 2016	-0.2067	N/A	N/A	N/A
February 2016	0.3685	N/A	N/A	N/A
March 2016	-0.3827	0.2545	N/A	N/A
April 2016	-0.2266	0.0776	N/A	N/A
May 2016	-0.336	-0.3	N/A	N/A
June 2016	-0.4354	-0.3244	-0.0277	N/A
July 2016	0.3239	-0.1134	-0.0195	N/A
August 2016	-0.112	-0.0513	-0.1611	N/A
September 2016	-0.1655	0.0151	-0.1471	N/A
October 2016	-0.0036	-0.0916	-0.1151	N/A
November 2016	0.7497	0.2375	0.0875	N/A
December 2016	0.3702	0.3725	0.1934	0.1171

Di seguito, i rendimenti mensili, trimestrali, semestrali e annuali del portafoglio.

January 2016	-0.0213	N/A	N/A	N/A
February 2016	0.0293	N/A	N/A	N/A
March 2016	0.0605	0.0684	N/A	N/A
April 2016	-0.0143	0.0761	N/A	N/A
May 2016	-0.0082	0.0368	N/A	N/A
June 2016	-0.0346	-0.0561	0.0085	N/A
July 2016	0.0756	0.03	0.1084	N/A
August 2016	-0.0084	0.0298	0.0678	N/A

September 2016	-0.0139	0.0519	-0.0071	N/A
October 2016	-0.0235	-0.045	-0.0163	N/A
November 2016	0.1256	0.0841	0.1165	N/A
December 2016	0.0497	0.1539	0.2139	0.2243

4.2.1.5 Minimum volatility factor

Il fattore minimum volatility, diversamente dai precedenti fattori analizzati, pone l'accento, non tanto sulla possibilità di un extrarendimento rispetto al benchmark, ma promette una volatilità molto contenuta. Lo scopo di questo fattore è fornire all'investitore un'esposizione alle azioni che in aggregato mostrano una minore volatilità rispetto all'indice di appartenenza. Dal momento che il fattore in sé non promette extrarendimenti rispetto all'indice di riferimento, l'investitore potrebbe non essere interessato ad un portafoglio basato su tale fattore, trovando conveniente un portafoglio di tipo value o momentum che, abbiamo visto, sono quelli più profittevoli. Tuttavia, in situazioni di incertezza in cui la volatilità invade il mercato, un portafoglio del genere può diventare interessante per proteggere le proprie posizioni azionarie. Il concetto di minimum volatility rientra nel più grande insieme di strategie di minimum risk, nel quale vi troviamo anche le strategie low beta, low idiosyncratic volatility e minimum variance. Lo stock picking di azioni low volatility è ottenuto dalle deviazioni standard delle serie di rendimenti in un arco temporale scelto, ad esempio, un anno, o cinque-dieci anni. Per ottenere, invece, il rischio idiosincratco di un'azione i , bisogna correggere il rendimento per il rischio sistematico dell'azione stessa. Tale obiettivo si raggiunge eseguendo una regressione delle serie temporali nella seguente forma:

$$r_{i,t} = \beta_{i,Mkt}r_{Mkt,t} + \beta_{i,smb}r_{smb,t} + \beta_{i,hml}r_{hml,t} + \beta_{i,umd}r_{umd,t} + \epsilon_{i,t}$$

quindi calcolare la deviazione standard del residuo dalla regressione di cui sopra. Alternativamente, si può semplicemente usare una regressione univariata, con la variabile mercato indipendente. La strategia low beta può essere ottenuta usando, ancora una volta, la regressione sopra e β_{Mkt} come proxy. Le tre variabili sono legate dalla seguente relazione:

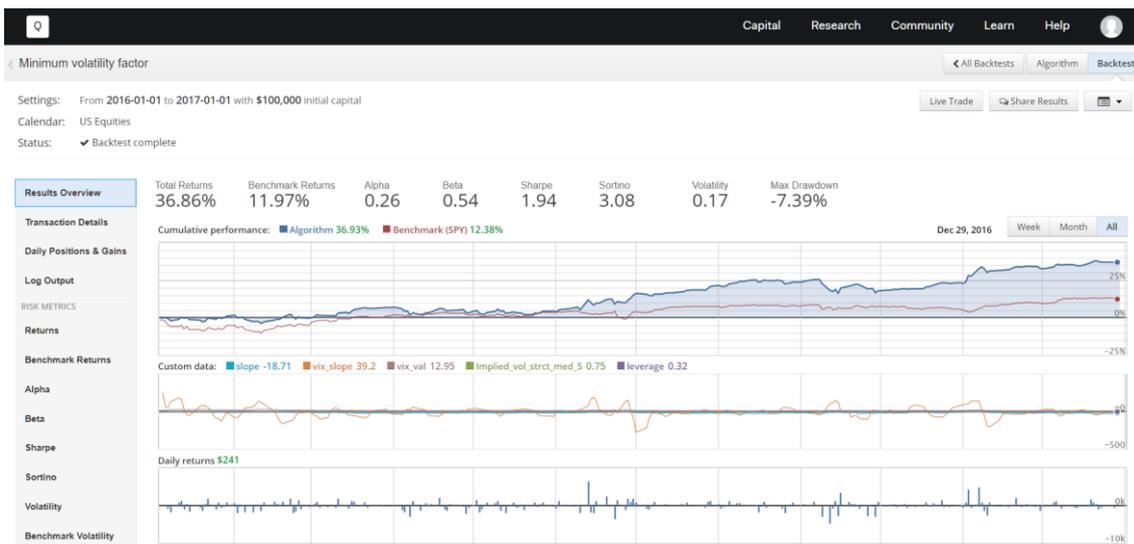
$$\sigma_{i,t} = \sqrt{\beta_i^2 \sigma_{mkt,t}^2 + \sigma_\epsilon^2}$$

con $\sigma_{i,t}$ = low volatility; β_i^2 = (low beta)²; σ_ϵ^2 = (idiosyncratic volatility)². L'investitore può, alternativamente, optare per un portafoglio di minima varianza, usando una matrice di covarianze tra tutti gli stock disponibili. Blitz e Van Vliet (2007) fanno notare che sarebbe più semplice utilizzare le diagonali della matrice di covarianze rispetto alla struttura completa.

Un portafoglio low volatility può essere costruito nel modo spiegato sopra, ma più semplicemente anche sfruttando il VIX (volatilità S&P 500), come di seguito riportato.

Per l'algoritmo completo della strategia vedi Appendice.

Nel periodo compreso tra il 01/01/2016 e il 01/01/2017, con un capitale iniziale di 100'000,00\$, abbiamo il seguente backtest:



La seguente tabella mostra gli alfa nel periodo considerato, dalla seconda colonna in poi abbiamo i timeframe di 1, 3, 6 e 12 mesi.

January 2016	0.4926	N/A	N/A	N/A
February 2016	-0.1489	N/A	N/A	N/A
March 2016	0.4698	0.2388	N/A	N/A
April 2016	-0.456	-0.1383	N/A	N/A
May 2016	-0.0672	-0.1219	N/A	N/A
June 2016	1.1547	0.274	0.2528	N/A
July 2016	0.4047	0.5929	0.2316	N/A

August 2016	0.2365	0.653	0.3166	N/A
September 2016	-0.5442	0.0477	0.1598	N/A
October 2016	0.6768	0.1117	0.3402	N/A
November 2016	0.5748	0.2673	0.4578	N/A
December 2016	0.2769	0.5089	0.2788	0.2628

Di seguito, i rendimenti mensili, trimestrali, semestrali e annuali del portafoglio.

January 2016	0.0097	N/A	N/A	N/A
February 2016	-0.0132	N/A	N/A	N/A
March 2016	0.0715	0.0678	N/A	N/A
April 2016	-0.033	0.0225	N/A	N/A
May 2016	0.0118	0.0484	N/A	N/A
June 2016	0.1017	0.078	0.1511	N/A
July 2016	0.0503	0.171	0.1974	N/A
August 2016	0.0228	0.1836	0.241	N/A
September 2016	-0.0465	0.0244	0.1044	N/A
October 2016	0.0459	0.0201	0.1945	N/A
November 2016	0.0767	0.0738	0.2711	N/A
December 2016	0.0304	0.1604	0.1888	0.3686

4.2.1.6 Costruzione di un portafoglio multifattoriale

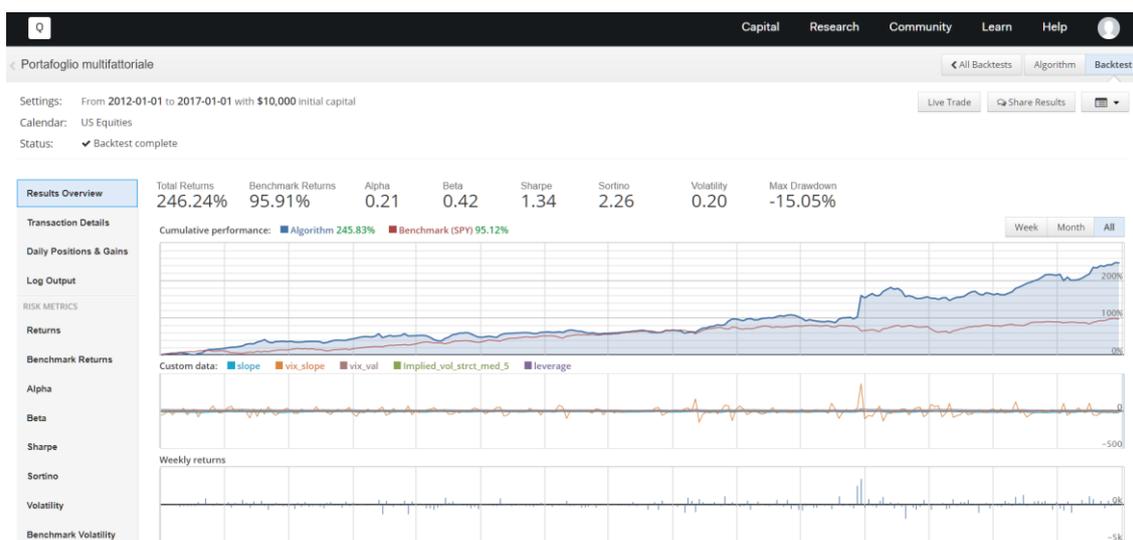
Finora abbiamo considerato i singoli fattori e, per ognuno di essi, abbiamo costruito un algoritmo che ne rappresentasse pregi e difetti. Alla luce di quanto detto, i fattori, senza dubbio più interessanti, sono il value e il momentum. Il primo, applicabile nel medio-lungo periodo, in condizioni “normali” di mercato, il secondo, risulta invece profittevole anche nei periodi di depressione e in generale di crisi, in un orizzonte di breve periodo. Abbiamo visto che la loro combinazione ha generato un portafoglio estremamente profittevole tra il 2003 e il 2017, arrivando quasi al 2000% di rendimento, seppure con un drawdown non ignorabile. Generalmente, i fattori visti hanno un rischio variabile, basso, per il fattore quality e minimum volatility, più alto, per il fattore value e momentum. Il fattore size si colloca a metà strada tra i precedenti, in termini di rischio. C’è da notare,

però, che il rischio detto poc'anzi è riferibile per quei fattori costruiti nel modo di cui sopra. Ognuno di questi fattori può essere programmato in un numero illimitato di modi, seguendo strategie varie. È infatti possibile che il fattore value, così come tutti gli altri fattori, può essere rischioso se costruito con degli indicatori, meno rischioso se costruito con altri indicatori. Il rischio e il rendimento legati ad ogni fattore sarà diverso nel caso degli smart beta iShares di BlackRock che vedremo nel prossimo capitolo, in quanto sono costruiti in modo leggermente diverso.

Ci sembra opportuno combinare i vari fattori nella costruzione di un portafoglio multifattoriale analizzandolo come è stato fatto per i modelli precedenti. L'algoritmo su cui si baserà il portafoglio multifattoriale è l'unione degli algoritmi precedenti⁶⁴.

Per l'algoritmo completo della strategia vedi Appendice.

Nel periodo compreso tra il 01/01/2012 e il 01/01/2017, con un capitale iniziale di 10'000,00\$, abbiamo il seguente backtest:



La seguente tabella mostra gli alfa nel periodo considerato, dalla seconda colonna in poi abbiamo i timeframe di 1, 3, 6 e 12 mesi.

January 2012	0.1552	N/A	N/A	N/A
February 2012	-0.8151	N/A	N/A	N/A
March 2012	1.1451	0.2167	N/A	N/A
April 2012	0.3757	0.3175	N/A	N/A

⁶⁴ Per questo motivo saranno rimosse le annotazioni contrassegnate dagli asterischi, eccetto quelle dei titoli dei singoli fattori.

May 2012	0.9594	0.8638	N/A	N/A
June 2012	0.543	0.6819	0.4565	N/A
July 2012	-0.0971	0.5034	0.424	N/A
August 2012	0.1193	0.1837	0.5228	N/A
September 2012	-0.0998	-0.0286	0.2785	N/A
October 2012	0.2202	0.1038	0.2784	N/A
November 2012	0.2727	0.1106	0.1707	N/A
December 2012	0.2096	0.2507	0.1127	0.2907
January 2013	0.2549	0.3088	0.2091	0.3039
February 2013	-0.2811	0.1164	0.1353	0.327
March 2013	-0.1807	-0.1032	0.1934	0.2356
April 2013	-0.0704	-0.1259	0.1049	0.2014
May 2013	-0.7861	-0.28	-0.0837	0.0535
June 2013	0.1397	-0.1927	-0.082	0.0334
July 2013	0.2945	0.0397	-0.0349	0.0953
August 2013	-0.6572	0.0431	-0.0957	0.0181
September 2013	-0.1652	-0.1167	-0.1367	0.024
October 2013	0.8342	-0.064	-0.0124	0.0458
November 2013	-0.1277	0.2501	0.1108	0.0195
December 2013	0.0663	0.3044	0.0745	-0.0129
January 2014	0.2123	0.0485	-0.0143	-0.0181
February 2014	-0.0016	0.0658	0.1357	0.0087
March 2014	-0.5489	-0.1158	0.0465	-0.0492
April 2014	-0.0924	-0.2344	-0.0868	-0.0501
May 2014	0.1018	-0.1892	-0.062	0.0225
June 2014	0.2338	0.0768	-0.0293	0.0154
July 2014	-0.3778	-0.0382	-0.1333	-0.0698
August 2014	0.0755	-0.0019	-0.0941	0.0149
September 2014	-0.5096	-0.1825	-0.058	-0.0069
October 2014	0.7877	0.2115	0.0836	0.0006
November 2014	0.0996	0.2611	0.1234	0.0337
December 2014	0.9697	0.7457	0.2825	0.1282
January 2015	0.0904	0.4653	0.3431	0.1011
February 2015	-0.2433	0.3574	0.3119	0.1042
March 2015	0.3614	0.1377	0.4454	0.1856
April 2015	-0.3219	0.0311	0.2533	0.1674
May 2015	-0.6103	-0.1643	0.093	0.1134
June 2015	0.2505	-0.2262	-0.047	0.1179
July 2015	0.2843	-0.0229	0.006	0.1745
August 2015	2.0065	0.9969	0.4889	0.4731
September 2015	0.5279	1.191	0.5173	0.5387
October 2015	0.071	1.341	0.687	0.4977
November 2015	-0.7446	-0.0813	0.6511	0.3931
December 2015	-0.0336	-0.1917	0.6136	0.2951
January 2016	0.4409	-0.1752	0.5411	0.323
February 2016	-0.1547	0.0948	-0.0006	0.2811
March 2016	0.4675	0.2149	-0.0066	0.3141
April 2016	-0.4512	-0.1391	-0.101	0.2982
May 2016	-0.0639	-0.1198	0.0278	0.3527
June 2016	1.1534	0.2764	0.2421	0.4448
July 2016	0.4084	0.5949	0.2323	0.454

August 2016	0.2375	0.6542	0.3182	0.1456
September 2016	-0.5446	0.0497	0.1619	0.077
October 2016	0.6763	0.1118	0.3415	0.1165
November 2016	0.5733	0.2633	0.4566	0.2295
December 2016	0.2782	0.5071	0.2788	0.2567

Di seguito, i rendimenti mensili, trimestrali, semestrali e annuali del portafoglio.

January 2012	0.0357	N/A	N/A	N/A
February 2012	-0.0184	N/A	N/A	N/A
March 2012	0.1281	0.1469	N/A	N/A
April 2012	0.0251	0.1352	N/A	N/A
May 2012	0.0481	0.2121	N/A	N/A
June 2012	0.0797	0.1602	0.3306	N/A
July 2012	-0.0041	0.1272	0.2796	N/A
August 2012	0.0239	0.1012	0.3348	N/A
September 2012	-0.0167	0.0029	0.1635	N/A
October 2012	0.0168	0.0238	0.1541	N/A
November 2012	0.0259	0.0258	0.1297	N/A
December 2012	0.0146	0.0584	0.0615	0.4125
January 2013	0.0552	0.0984	0.1246	0.4391
February 2013	-0.0106	0.0593	0.0867	0.4506
March 2013	0.0321	0.0776	0.1406	0.3272
April 2013	0.0017	0.023	0.1237	0.297
May 2013	-0.047	-0.0147	0.0438	0.1792
June 2013	0.006	-0.0396	0.035	0.0987
July 2013	0.0847	0.0399	0.064	0.1966
August 2013	-0.0728	0.0119	-0.0029	0.0836
September 2013	0.0046	0.0104	-0.0295	0.107
October 2013	0.0678	-0.0053	0.0345	0.1626
November 2013	0.0126	0.0863	0.0993	0.1475
December 2013	0.0111	0.0934	0.1049	0.1437
January 2014	-0.0028	0.0211	0.0158	0.0808
February 2014	0.0233	0.0319	0.121	0.1178
March 2014	-0.0367	-0.0169	0.075	0.0433
April 2014	-0.0048	-0.0189	0.0019	0.0365
May 2014	0.0187	-0.0233	0.0079	0.108
June 2014	0.0268	0.041	0.0234	0.1308
July 2014	-0.04	0.0042	-0.0147	0.0009
August 2014	0.0432	0.0284	0.0045	0.1261
September 2014	-0.0435	-0.042	-0.0027	0.0722
October 2014	0.0914	0.0891	0.0937	0.0958
November 2014	0.0456	0.0916	0.1226	0.1315
December 2014	0.0842	0.2373	0.1855	0.2133
January 2015	-0.0204	0.1106	0.2096	0.1919
February 2015	0.0372	0.1018	0.2027	0.2081
March 2015	0.023	0.0395	0.2863	0.2829
April 2015	-0.0161	0.0441	0.1597	0.2684
May 2015	-0.0439	-0.0375	0.0605	0.1906

June 2015	0.005	-0.0545	-0.017	0.1654
July 2015	0.0422	0.0016	0.0458	0.2651
August 2015	0.2706	0.3309	0.2811	0.5408
September 2015	0.0205	0.3514	0.2779	0.6439
October 2015	0.0572	0.3709	0.3732	0.5925
November 2015	-0.0627	0.0113	0.346	0.4275
December 2015	-0.0144	-0.0232	0.3201	0.2977
January 2016	0.0047	-0.0718	0.2726	0.331
February 2016	-0.0136	-0.0231	-0.012	0.2657
March 2016	0.0714	0.0618	0.0372	0.3256
April 2016	-0.0327	0.0224	-0.051	0.3033
May 2016	0.0122	0.0491	0.0249	0.3797
June 2016	0.1016	0.0787	0.1455	0.5122
July 2016	0.0508	0.1717	0.198	0.5247
August 2016	0.0229	0.1841	0.2423	0.2275
September 2016	-0.0465	0.0249	0.1056	0.1469
October 2016	0.0459	0.0201	0.1954	0.1345
November 2016	0.0754	0.0725	0.27	0.3017
December 2016	0.0305	0.1592	0.1881	0.361

4.2.2 iShares, BlackRock

I fondi iShares sono un insieme di ETF della società americana BlackRock. Tra gli iShares troviamo il segmento ETF smart beta, composto da 20 fondi⁶⁵. Si prenderanno in considerazione gli iShares Edge nel mercato americano per ogni fattore.

iShares Edge MSCI USA Value Factor ETF (VLUE) replica la performance di un indice composto da un segmento di azioni incluse nell'MSCI USA che cerca di prendere in considerazione azioni sottovalutate rispetto ai loro fondamentali. Come i successivi ETF, questo è un fondo ad accumulazione. Ha come benchmark l'MSCI USA Enhanced Value Index. In un anno il trend del fondo è stato positivo con tre minimi nei mesi di febbraio, giugno e ottobre, ravvisabili anche nelle performance del portafoglio value costruito precedentemente⁶⁶. Ha subito un'importante flessione durante la seconda metà del 2016, ma nello storico presenta un trend tendenzialmente positivo.

iShares Edge MSCI USA Momentum Factor ETF (MTUM) replica la performance dell'MSCI USA Momentum Index, acquistando e vendendo le azioni che compongono

⁶⁵ Fonte: www.ishares.com

⁶⁶ Vedi par. 4.2.1.1.

l'indice stesso. Queste azioni hanno avuto nel breve periodo una performance molto positiva; le azioni che escono dal trend vengono dismesse dal fondo. Dai dati storici il fondo è in trend positivo fin dalla sua immissione in mercato, avvenuta nel 2013, accelerando la crescita all'inizio del 2017.

iShares Edge MSCI USA Quality Factor ETF (QUAL) ha un'esposizione sulle high e mid-cap che hanno dei fondamentali positivi e stabili nel tempo. Replica l'MSCI USA Sector Neutral Quality Index. Ha una performance annuale del 15%, leggermente inferiore alla performance del precedente ETF.

iShares Edge MSCI USA Size Factor ETF (SIZE) replica l'MSCI USA Risk Weighted Index, è composto da un paniere di titoli ponderati per la capitalizzazione. I pesi maggiori sono relativi alle azioni maggiormente capitalizzate nel paniere dei 637 titoli del fondo. Il peso maggiore è del 0,48% ad una società con una capitalizzazione di 758 milioni di dollari, mentre il peso minore del 0,01% riguarda una società di 16 milioni di dollari. Si parla dunque di mid e small-cap. Ancora una volta il trend del fondo è positivo.

iShares Edge MSCI USA Minimum Volatility Factor ETF si basa sull'MSCI USA Minimum Volatility (USD) Index. Ha dei rendimenti annuali dell'8% circa, ma una deviazione standard in tre anni ridotta (8,58%) rispetto agli altri ETF. È composta in primis da società nel settore health care e IT, con capitalizzazione intorno ai 200 milioni di dollari.

In generale i fattori degli ETF iShares confermano i dati del paragrafo precedente⁶⁷, in relazione al rischio e al rendimento in portafoglio. È importante capire come alternare i

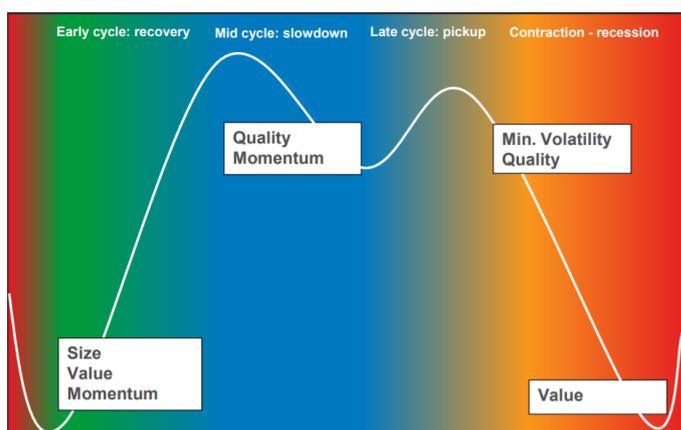


Figura 6 Esempio di come è possibile alternare i vari fattori in base al ciclo economico. Fonte: BlackRock

vari fattori in relazione agli eventi macroeconomici durante l'holding period degli ETF. In linea teorica, è utile considerare i fattori Size, Value e Momentum in momenti di crescita e sviluppo del mercato di riferimento. Nella fase di maturità e di stabilità si potrebbero considerare il fattore Quality

⁶⁷ Vedi par. 4.2.1.

e Momentum. Nella fase di recessione, invece, i fattori Quality e Minimum Volatility tendono a ridurre le perdite in portafoglio diversificando il rischio e puntando sulle società di natura più stabili. Tuttavia, nella pratica, abbiamo visto come altri fattori, ad esempio il Momentum, siano redditizi in un contesto di crisi, come quella del 2008, più dei fattori Quality e Minimum Volatility. È possibile, inoltre, introdurre nel portafoglio uno o più fattori per aggiustare la performance e il rischio. L'incremento della performance del portafoglio può provocare un aumento della volatilità dei suoi rendimenti. Gli investitori possono introdurre tilts fattoriali per conseguire simultaneamente molteplici obiettivi d'investimento, come migliorare la performance, ridurre la volatilità, o migliorare i rendimenti risk-adjusted. Per esempio, è utile introdurre il fattore Minimum Volatility per ridurre il downside risk del portafoglio, nel caso si abbiano posizioni molto esposte, o si prevedano turbolenze nei mercati. Quest'ultima fattispecie è la stessa applicata al portafoglio multifattoriale di cui sopra⁶⁸. La presenza di tale fattore nel portafoglio ha ridotto sensibilmente il drawdown massimo che avrebbe avuto in sua assenza, nonché ha abbassato il beta di portafoglio e la volatilità. Il portafoglio sopra costruito ha una ponderazione uguale per ogni fattore. Tuttavia, l'investitore, in base alla sua utilità e alla sua propensione al rischio, può variare i pesi dei fattori in portafoglio in modo da avere posizioni aggressive o difensive. Un portafoglio basato sui fattori Value, Minimum Volatility e Quality è sicuramente un portafoglio difensivo, mentre un portafoglio che combina opportunamente Value e Momentum ha un rendimento molto più elevato, ma, di contro, un rischio più alto⁶⁹.

⁶⁸ Vedi par. 4.2.1.6.

⁶⁹ Vedi par. 4.2.1.2.

Conclusioni

Alla luce di quanto esposto, gli ETF smart beta stanno prendendo sempre più importanza nell'asset management, affiancando la gestione convenzionale del portafoglio e ponendosi tra la gestione attiva e quella passiva. Abbiamo visto come questi fondi passivi possono essere una valida alternativa ai molti fondi attivi che spesso promettono un alfa che in realtà è un beta, aumentando, quindi, i costi di gestione. La loro capacità di generare un extrarendimento, anche quando il mercato è in condizioni di crisi, come visto per il fattore momentum, espone i fund manager alla concorrenza con questi prodotti innovativi. Di conseguenza i gestori attivi dovrebbero tendere con maggiore assiduità alla ricerca dell'alfa per mantenere la loro appetibilità in termini di rendimento.

Gli ETF Smart Beta e, in generale, le strategie basate su modelli multifattoriali sono destinati ad un pubblico ampio e vario. La scelta di uno smart beta, una combinazione di questi, o un modello multifattoriale dipende sempre dalle caratteristiche dell'investitore, nonché dalla sua utilità e dai suoi obiettivi di performance, dall'avversione al rischio e dall'holding period. In condizioni di mercato "normali", i portafogli analizzati offrono tutti un alto rendimento con un rischio contenuto. Tuttavia il trade off rischio rendimento di questi prodotti può variare in base alle tendenze di mercato. Di conseguenza un portafoglio value non è più molto conveniente in un momento di recessione, così come un portafoglio momentum non è adatto in una situazione di elevata volatilità nei mercati.

Appendice

La frontiera efficiente in *figura 1* è stata costruita mediante il seguente algoritmo tramite la piattaforma Quantopian:

```
np.random.seed(123)

# Turn off progress printing
solvers.options['show_progress'] = False

# Number of assets
n_assets = 4

# Number of observations
n_obs = 2000

## Generating random returns for our 4 securities
return_vec = np.random.randn(n_assets, n_obs)

def rand_weights(n):
    """
    Produces n random weights that sum to 1
    """
    k = np.random.rand(n)
    return k / sum(k)

def random_portfolio(returns):
    """
    Returns the mean and standard deviation of returns for a random portfolio
    """

    p = np.asmatrix(np.mean(returns, axis=1))
    w = np.asmatrix(rand_weights(returns.shape[0]))
    C = np.asmatrix(np.cov(returns))

    mu = w * p.T
    sigma = np.sqrt(w * C * w.T)

    # This recursion reduces outliers to keep plots pretty
    if sigma > 2:
        return random_portfolio(returns)
    return mu, sigma

def optimal_portfolios(returns):
    n = len(returns)
    returns = np.asmatrix(returns)

    N = 100000

    # Creating a list of returns to optimize the risk for
    mus = [100**(5.0 * t/N - 1.0) for t in range(N)]

    # Convert to cvxopt matrices
    S = opt.matrix(np.cov(returns))
    pbar = opt.matrix(np.mean(returns, axis=1))
```

```

# Create constraint matrices
G = -opt.matrix(np.eye(n)) # negative n x n identity matrix
h = opt.matrix(0.0, (n,1))
A = opt.matrix(1.0, (1, n))
b = opt.matrix(1.0)

# Calculate efficient frontier weights using quadratic programming
portfolios = [solvers.qp(mu*S, -pbar, G, h, A, b)['x']
               for mu in mus]

## Calculate the risk and returns of the frontier
returns = [blas.dot(pbar, x) for x in portfolios]
risks = [np.sqrt(blas.dot(x, S*x)) for x in portfolios]

return returns, risks

n_portfolios = 50000

means, stds = np.column_stack([random_portfolio(return_vec) for x in range(n_portfolios)])

returns, risks = optimal_portfolios(return_vec)

plt.plot(stds, means, 'o', markersize=2, color='navy')
plt.xlabel('Risk')
plt.ylabel('Return')
plt.title('Mean and Standard Deviation of Returns of Randomly Generated Portfolios');

plt.plot(risks, returns, '-', markersize=3, color='red');
plt.legend(['Portfolios', 'Efficient Frontier']);

```

La capital allocation line in figura 2 è stata costruita mediante il seguente algoritmo tramite la piattaforma Quantopian:

```

def maximize_sharpe_ratio(return_vec, risk_free_rate):
    """
    Finds the CAPM optimal portfolio from the efficient frontier
    by optimizing the Sharpe ratio.
    """

    def find_sharpe(weights):

        means = [np.mean(asset) for asset in return_vec]

        numerator = sum(weights[m]*means[m] for m in range(len(means))
) - risk_free_rate

        weight = np.array(weights)

        denominator = np.sqrt(weights.T.dot(np.corrcoef(return_vec).dot
t(weights)))

        return numerator/denominator

```

```

guess = np.ones(len(return_vec)) / len(return_vec)

def objective(weights):
    return -find_sharpe(weights)

# Set up equality constrained
cons = {'type':'eq', 'fun': lambda x: np.sum(np.abs(x)) - 1}

# Set up bounds for individual weights
bnds = [(0, 1)] * len(return_vec)

results = optimize.minimize(objective, guess,
                            constraints=cons, bounds=bnds,
                            method='SLSQP', options={'disp': False})

return results

risk_free_rate = np.mean(R_F)

results = maximize_sharpe_ratio(return_vec, risk_free_rate)

# Applying the optimal weights to each asset to get build portfolio
optimal_mean = sum(results.x[i]*np.mean(return_vec[i]) for i in range(
len(results.x)))

optimal_std = np.sqrt(results.x.T.dot(np.corrcoef(return_vec).dot(resu
lts.x)))

# Plot of all possible portfolios
plt.plot(stds, means, 'o', markersize=2, color='navy')
plt.ylabel('Return')
plt.xlabel('Risk')

# Line from the risk-free rate to the optimal portfolio
eqn_of_the_line = lambda x : ( (optimal_mean-risk_free_rate) / optimal
_std ) * x + risk_free_rate

xrange = np.linspace(0., 1., num=11)

plt.plot(xrange, [eqn_of_the_line(x) for x in xrange], color='red', li
nestyle='-', linewidth=2)

# Our optimal portfolio
plt.plot([optimal_std], [optimal_mean], marker='o', markersize=12, col
or="navy")

plt.legend(['Portfolios', 'Capital Allocation Line', 'Optimal Portfoli
o']);

```

La security market line in figura 3 è stata costruita mediante il seguente algoritmo tramite la piattaforma Quantopian:

```
risk_free_rate = np.mean(R_F)
```

```

# We have two coordinates that we use to map the SML: (0, risk-free rate) and (1, market return)

eqn_of_the_line = lambda x : ( (np.mean(M)-risk_free_rate) / 1.0) * x
+ risk_free_rate
xrange = np.linspace(0., 2.5, num=2)
plt.plot(xrange, [eqn_of_the_line(x) for x in xrange], color='red', linestyle='-', linewidth=2)

plt.plot([1], [np.mean(M)], marker='o', color='navy', markersize=10)
plt.annotate('Market', xy=(1, np.mean(M)), xytext=(0.9, np.mean(M)+0.0004))

# Next, we will compare to see whether stocks in more cyclical industries have higher betas
# Of course, a more thorough analysis is required to rigorously answer this question

# Non-Cyclical Industry Stocks
non_cyclical = ['PG', 'DUK', 'PFE']
non_cyclical_returns = get_pricing(
    non_cyclical,
    fields='price',
    start_date=start_date,
    end_date=end_date
).pct_change()[1:]
non_cyclical_returns.columns = map(lambda x: x.symbol, non_cyclical_returns.columns)

non_cyclical_betas = [
    regression.linear_model.OLS(
        non_cyclical_returns[asset],
        sm.add_constant(M)
    ).fit().params[1]
    for asset in non_cyclical
]

for asset, beta in zip(non_cyclical, non_cyclical_betas):
    plt.plot([beta], [np.mean(non_cyclical_returns[asset])], marker='o', color='g', markersize=10)
    plt.annotate(
        asset,
        xy=(beta, np.mean(non_cyclical_returns[asset])),
        xytext=(beta + 0.015, np.mean(non_cyclical_returns[asset]) + 0.000025)
    )

# Cyclical Industry Stocks
cyclical = ['RIO', 'SPG', 'ING']
cyclical_returns = get_pricing(
    cyclical,
    fields='price',
    start_date=start_date,
    end_date=end_date
).pct_change()[1:]
cyclical_returns.columns = map(lambda x: x.symbol, cyclical_returns.columns)

```

```

cyclical_betas = [
    regression.linear_model.OLS(
        cyclical_returns[asset],
        sm.add_constant(M)
    ).fit().params[1]
    for asset in cyclical
]

for asset, beta in zip(cyclical, cyclical_betas):
    plt.plot([beta], [np.mean(cyclical_returns[asset])], marker='o', color='y', markersize=10)
    plt.annotate(
        asset,
        xy=(beta, np.mean(cyclical_returns[asset])),
        xytext=(beta + 0.015, np.mean(cyclical_returns[asset]) + 0.000
025)
    )

# drawing the alpha, which is the difference between expected return and the actual return
plt.plot(
    [cyclical_betas[2], cyclical_betas[2]],
    [np.mean(cyclical_returns.iloc[:, 2]), eqn_of_the_line(cyclical_betas[2])],
    color='grey'
)
plt.annotate(
    'Alpha',
    xy=(
        cyclical_betas[2] + 0.05,
        (eqn_of_the_line(cyclical_betas[2]) - np.mean(cyclical_returns.iloc[:, 2])) / 2 + np.mean(cyclical_returns.iloc[:, 2])
    ),
    xytext=(
        cyclical_betas[2] + 0.05,
        (eqn_of_the_line(cyclical_betas[2]) - np.mean(cyclical_returns.iloc[:, 2])) / 2 + np.mean(cyclical_returns.iloc[:, 2])
    )
)

plt.xlabel("Beta")
plt.ylabel("Return")

plt.legend(['Security Market Line']);

```

Algoritmo strategia Value

```

import numpy as np
import pandas as pd
from quantopian.pipeline import Pipeline
from quantopian.pipeline.data import morningstar
from quantopian.pipeline.factors import CustomFactor
from quantopian.algorithm import attach_pipeline, pipeline_output
from quantopian.pipeline.data.builtin import USEquityPricing

```

```

from quantopian.pipeline.factors import SimpleMovingAverage, AverageDollarVolume
from quantopian.pipeline.filters.morningstar import IsPrimaryShare
from quantopian.pipeline.data import morningstar as mstar

# Custom Factor 1 : Dividend Yield
class Div_Yield(CustomFactor):

    inputs = [morningstar.valuation_ratios.dividend_yield]
    window_length = 1

    def compute(self, today, assets, out, d_y):
        out[:] = d_y[-1]

# Custom Factor 2 : P/B Ratio
class Price_to_Book(CustomFactor):

    inputs = [morningstar.valuation_ratios.pb_ratio]
    window_length = 1

    def compute(self, today, assets, out, p_b_r):
        out[:] = -p_b_r[-1]

# Custom Factor 3 : Price to Trailing 12 Month Sales
class Price_to_TTM_Sales(CustomFactor):
    inputs = [morningstar.valuation_ratios.ps_ratio]
    window_length = 1

    def compute(self, today, assets, out, ps):
        out[:] = -ps[-1]

# Custom Factor 4 : Price to Trailing 12 Month Cashflow
class Price_to_TTM_Cashflows(CustomFactor):
    inputs = [morningstar.valuation_ratios.pcf_ratio]
    window_length = 1

    def compute(self, today, assets, out, pcf):
        out[:] = -pcf[-1]

# S&P500 sintetico tramite ETF "SPY"
class SPY_proxy(CustomFactor):
    inputs = [morningstar.valuation.market_cap]
    window_length = 1

    def compute(self, today, assets, out, mc):
        out[:] = mc[-1]

# recupero i dati di cui sopra
def Data_Pull():

    pipe_columns = {
        'Price / TTM Sales':Price_to_TTM_Sales(),
        'Dividen Yield':Div_Yield(),
        'Price to Book':Price_to_Book(),

```

```

        'SPY Proxy':SPY_proxy(),
        'Price / TTM Cashflow':Price_to_TTM_Cashflows()
    }

    # creo la pipeline per i dati sopra
    Data_Pipe = Pipeline(columns = pipe_columns)
    return Data_Pipe

# winsorizzazione
def filter_fn(x):
    if x <= -10:
        x = -10.0
    elif x >= 10:
        x = 10.0
    return x

# Ottimizzo la pipeline usando media e SD dello S&P 500
def standard_frame_compute(df):

    # rimuovo valori infiniti/NaN ecc...
    df = df.replace([np.inf, -np.inf], np.nan)
    df = df.dropna()

    # standardizzazione dei parametri dallo S&P500 sintetico
    df_SPY = df.sort(columns='SPY Proxy', ascending=False)

    # creo una matrice separata per l'ETF "SPY"
    # per raccogliere i precedenti valori standardizzati
    df_SPY = df_SPY.head(500)
    df_SPY = df_SPY.as_matrix()

    # inserisco i valori dell'indice
    index = df.index.values
    df = df.as_matrix()

    # creo un vettore vuoto dove inserire i valori stanardizzati
    df_standard = np.empty(df.shape[0])

    for col_SPY, col_full in zip(df_SPY.T, df.T):

        # riepilogo dei dati statistici dello S&P500
        mu = np.mean(col_SPY)
        sigma = np.std(col_SPY)
        col_standard = np.array(((col_full - mu) / sigma))

        # vettorializzo la funzione
        fltr = np.vectorize(filter_fn)
        col_standard = (fltr(col_standard))

        # imposto un range tra -10 and 10
        col_standard = (col_standard / df.shape[1])

        # inserisco i valori calcolati come nuova riga in df_standard
        df_standard = np.vstack((df_standard, col_standard))

    df_standard = np.delete(df_standard,0,0)

```

```

    return (df_standard, index)

# riassumo i dati standardizzati in un singolo numero.
def composite_score(df, index):

    # riepilogo i dati trasformati
    df_composite = df.sum(axis=0)
    df_composite = pd.Series(data=df_composite, index=index)

    # ordine decrescente
    df_composite.sort(ascending=False)

    return df_composite

def initialize(context):

    # prendo i dati dalla pipeline
    data_pull = Data_Pull()
    attach_pipeline(data_pull, 'Data')

    # filtro le azioni non necessarie
    mask = filter_universe()
    data_pull.set_screen(mask)

    # imposto le esposizioni rispettivamente per le posizioni long (13
0) e short (30)
    context.long_leverage = 1.3
    context.short_leverage = -0.3

    # all'inizio di ogni mese, ribilancio le funzioni
    schedule_function(rebalance, date_rules.month_start(), time_rules.
market_open(minutes=30))

    # non considero le azioni non tradabili in giornata
    schedule_function(daily_clean,
                      date_rule=date_rules.every_day(),
                      time_rule=time_rules.market_close(minutes=30))

    # registro le variabili
    schedule_function(record_vars,
                      date_rule=date_rules.every_day(),
                      time_rule=time_rules.market_close())

    pass

# imposto le funzioni precedenti per ogni giorno prima dell'apertura d
ei mercati
def before_trading_start(context, data):

    # ottengo i dati dalla pipeline...
    context.output = pipeline_output('Data')
    # ...standardizzati...
    context.output, index = standard_frame_compute(context.output)
    # ...con il loro rispettivo punteggio
    context.output = composite_score(context.output, index)

```

```

    # creo una lista di azioni con cui andare lunghi o corti nel rapporto di 130/30, per esempio 26/6
    context.long_set = set(context.output.head(26).index)
    context.short_set = set(context.output.tail(6).index)

# stampa a schermo le azioni long e short e il loro punteggio
def handle_data(context, data):

    print "LONG LIST"
    log.info(context.long_set)

    print "SHORT LIST"
    log.info(context.short_set)

    pass

# ribilanciamento dei dati ogni mese delle liste long e short
def rebalance(context, data):

    # calcolo quanto comprare, tenere o vendere di ogni azione
    long_pct = context.long_leverage / len(context.long_set)
    short_pct = context.short_leverage / len(context.short_set)

    # creo il dataset di azioni tradabili. le azioni che non rientrano nelle caratteristiche del dataset vengono vendute (vedi stringhe successive)
    context.security_set = set(context.long_set.union(context.short_set))

    for stock in context.security_set:
        if data.can_trade(stock):
            if stock in context.long_set:
                order_target_percent(stock, long_pct)
            elif stock in context.short_set:
                order_target_percent(stock, short_pct)

    # chiudo le posizioni non redditizie giornalmente
    daily_clean(context, data)

# mi assicuro ogni giorno che tutte le azioni non tradabili siano vendute. Imposto un ciclo (for) per cui se (if stock...) alcune azioni non rientrano nelle caratteristiche del dataset precedente vengono escluse e quindi vendute
def daily_clean(context, data):

    for stock in context.portfolio.positions:
        if stock not in context.security_set and data.can_trade(stock):
            order_target_percent(stock, 0)

def record_vars(context, data):

    # numero di posizioni long e short.
    shorts = longs = 0
    for position in context.portfolio.positions.itervalues():
        if position.amount < 0:
            shorts += 1

```

```

elif position.amount > 0:
    longs += 1
    record(leverage=context.account.leverage, short_count=shorts, long
_count=longs,
        exposure=context.account.net_leverage)

"""
applico i seguenti filtri:
1. common stock
2 & 3. no partnership limitata
4. disponibili dati fondamentali per l'azione
5. no strumenti over the counter
6. no azioni appena emesse
7. no ricevute depositarie
8. primary share
"""
def filter_universe():

    common_stock = mstar.share_class_reference.security_type.latest.eq
('ST00000001')
    not_lp_name = ~mstar.company_reference.standard_name.latest.matche
s('.* L[\\.\ ]?P\?.?$')
    not_lp_balance_sheet = mstar.balance_sheet.limited_partnership.lat
est.isnull()
    have_data = mstar.valuation.market_cap.latest.notnull()
    not_otc = ~mstar.share_class_reference.exchange_id.latest.startswi
th('OTC')
    not_wi = ~mstar.share_class_reference.symbol.latest.endswith('.WI'
)
    not_depository = ~mstar.share_class_reference.is_depository_receip
t.latest
    primary_share = IsPrimaryShare()

    # combino i filtri sopra.
    tradable_filter = (common_stock & not_lp_name & not_lp_balance_she
et &
                        have_data & not_otc & not_wi & not_depository &
primary_share)

    high_volume_tradable = (AverageDollarVolume(window_length=21,
                                                mask=tradable_filter).
percentile_between(70, 100))

    screen = high_volume_tradable

    return screen

```

Algoritmo strategia Momentum

```

#inizializzo il modello
from __future__ import division

```

```

from quantopian.algorithm import attach_pipeline, pipeline_output
from quantopian.pipeline import Pipeline
from quantopian.pipeline.data.builtin import USEquityPricing
from quantopian.pipeline.factors import AverageDollarVolume, CustomFactor, Returns
from quantopian.pipeline import CustomFilter
import numpy as np
import pandas as pd
from scipy import stats

#creo la lista delle azioni
class SecurityInList(CustomFactor):
    inputs = []
    window_length = 1
    securities = []
    def compute(self, today, assets, out):
        out[:] = np.in1d(assets, self.securities)

def initialize(context):

    #Definito all'inizio dell'algo.

    set_benchmark(sid(8554))
    # ribilanciamento giornaliero, un'ora dopo l'apertura dei mercati.
    schedule_function(my_assign_weights, date_rules.month_start(), time_rules.market_open())
    schedule_function(my_rebalance, date_rules.month_start(), time_rules.market_open(hours=1))

    # Registra le variabili di monitoraggio alla fine di ogni giorno.
    schedule_function(my_record_vars, date_rules.every_day(), time_rules.market_close())

    # creo la pipeline che automatizza il processo di selezione delle azioni
    context.return_period = 100

    context.mom1 = mom1 = sid(8554)
    context.mom2 = mom2 = sid(33486)
    context.tbill = tbill = sid(23911)
    context.tlt = tlt = sid(23921)
    context.agg = agg = sid(25485)

    sec_list = [mom1, mom2, tlt, tbill, agg]
    attach_pipeline(make_pipeline(sec_list, context), 'my_pipeline')

    set_commission(commission.PerShare(cost=0, min_trade_cost=0))
    # Momentum ETFs

def make_pipeline(sec_list, context):

    # fattori di rendimento
    mask = SecurityInList()
    mask.securities = sec_list
    mask = mask.eq(1)
    yr_returns = Returns(window_length=context.return_period, mask=mask)

```

```

pipe = Pipeline(
    screen = mask,
    columns = {
        'yr_returns': yr_returns
    }
)
return pipe

def before_trading_start(context, data):

# la pipeline è agisce ogni giorno prima dell'apertura dei mercati
    context.output = pipeline_output('my_pipeline')

def my_assign_weights(context, data):

    context.weights = pd.Series(index=context.output.index)
    returns = context.output['yr_returns']

    if returns[context.mom1] > returns[context.mom2]:

        if returns[context.mom1] < 0:
            context.weights[context.tbill] = .5
            context.weights[context.agg] = .5

        elif returns[context.mom1] > returns[context.tbill]:
            context.weights[context.mom1] = 1

        else:
            context.weights[context.agg] = 1

    else:

        if returns[context.mom2] > returns[context.tbill]:
            context.weights[context.mom2] = 1
        else:
            context.weights[context.agg] = 1

    context.weights.fillna(0,inplace=True)
def my_rebalance(context,data):

#timing di trading

    for stock,weight in context.weights.iteritems():
        if data.can_trade(stock):
            order_target_percent(stock,weight)

def my_record_vars(context, data):

    record(leverage=context.account.leverage)

def handle_data(context,data):

    pass

```

Algoritmo strategia Value-Momentum

```
import pandas as pd
import numpy as np
import datetime
import math

def before_trading_start(context):

    if context.month_count != context.holding_months:
        return

    fundamental_df = get_fundamentals(
        query(

            # scelta dei fondamentali
            fundamentals.valuation_ratios.ev_to_ebitda, fundamentals.asset
            _classification.morningstar_sector_code, fundamentals.valuation.enterp
            rise_value, fundamentals.income_statement.ebit, fundamentals.income_st
            atement.ebitda
        )
        .filter(fundamentals.valuation.market_cap > 1e6)
        #.filter(fundamentals.asset_classification.morningstar_sector_
code != 103)
        #.filter(fundamentals.asset_classification.morningstar_sector_
code != 207)
        .filter(fundamentals.valuation.shares_outstanding != None)
        .filter(fundamentals.valuation.shares_outstanding < 2e8)
        .filter(fundamentals.company_reference.country_id != "CHN")
        .filter(fundamentals.company_reference.business_country_id !=
"CHN")
        .filter(fundamentals.income_statement.ebitda > 0)
        .filter(fundamentals.valuation_ratios.pe_ratio > 1)
        .filter(fundamentals.valuation_ratios.pe_ratio < 30)
        .filter(fundamentals.valuation_ratios.fcf_ratio < 30)
        .filter(fundamentals.valuation_ratios.ev_to_ebitda < 30)
        .filter(fundamentals.valuation_ratios.ps_ratio < 5)
        .filter(fundamentals.operation_ratios.roe > 0.1)
        .filter(fundamentals.operation_ratios.total_debt_equity_ratio
< 1)
        .filter(fundamentals.operation_ratios.current_ratio > 1)
        .order_by(fundamentals.valuation_ratios.pe_ratio.asc())
        .limit(context.num_screener)
    )

    # dati i criteri precedenti si raccolgono le azioni che li rispett
ano
    context.stocks = [stock for stock in fundamental_df]
    # aggiorno la funzione context.fundamental_df con le azioni di cui
prima
    context.fundamental_df = fundamental_df[context.stocks]

    update_universe(context.fundamental_df.columns.values)

def initialize(context):
```

```

#### le variabili possono essere scelte anche in modo diverso #####

#turnover portafoglio
context.holding_months = 1
#numero azioni da filtrare
context.num_screener = 500
#numero di azioni in portafoglio
context.num_stock = 50
#numero giorni per lo storico del momentum
context.formation_days = 200
#opzione low momentum: falso per high momentum, true per low momen-
tum70
context.lowmom = False

#####

context.month_count = context.holding_months

# ribilanciamento mensile il primo giorno di ogni mese all'apertur-
a dei mercati
schedule_function(rebalance,
                  date_rule=date_rules.month_start(),
                  time_rule=time_rules.market_open())

def rebalance(context, data):
    if context.month_count >= context.holding_months:
        context.month_count = 1
    else:
        context.month_count += 1
    return

chosen_df = calc_return(context)

if context.num_stock < context.num_screener:
    chosen_df = sort_return(chosen_df, context.lowmom)

chosen_df = chosen_df.iloc[:,:(context.num_stock-1)]

# peso per ogni azione
weight = 0.95/len(chosen_df.columns)
# per ogni azione, apro una posizione alla volta
for stock in context.portfolio.positions:
    if stock not in chosen_df:
        order_target(stock, 0)

# ribilancio tutte le azioni ai pesi fissati
for stock in chosen_df:
    if weight != 0 and stock in data:
        order_target_percent(stock, weight)

def sort_return(df, lowmom):

```

⁷⁰ Sensibilità del fattore considerato.

```

    #ordino in base al fattore. Ordine decrescente. Le azioni con rend
imenti maggiori sono le prime
    df = df.T
    df = df.sort(columns='return', ascending = lowmom)
    df = df.T

    return df

def calc_return(context):
    price_history = history(bar_count=context.formation_days, frequenc
y="1d", field='price')

    temp = context.fundamental_df.copy()

    for s in temp:
        now = price_history[s].ix[-20]
        old = price_history[s].ix[0]
        pct_change = (now - old) / old
        if np.isnan(pct_change):
            temp = temp.drop(s,1)
        else:
            temp.loc['return', s] = pct_change#calculate percent chang
e

    return temp

def create_weights(context, stocks):

    # pesi uguali

    if len(stocks) == 0:
        return 0
    else:
        weight = .99/len(stocks)
        return weight

def print_ev_ebitda(df):
    fmean = df.mean(axis=1)
    print fmean.loc['ev_to_ebitda']

def handle_data(context, data):

    pass

```

Algoritmo strategia Quality

```

import numpy as np
from quantopian.algorithm import attach_pipeline, pipeline_output
from quantopian.pipeline import Pipeline
from quantopian.pipeline.data import morningstar
from quantopian.pipeline.factors import CustomFactor
from quantopian.pipeline.data.builtin import USEquityPricing
from quantopian.pipeline.factors import AverageDollarVolume

```

```

from quantopian.pipeline.filters.morningstar import Q1500US

# importo il fattore ROTA dato dal rapporto profitti lordi/total asset
class Quality(CustomFactor):
    inputs = [morningstar.income_statement.gross_profit, morningstar.b
alance_sheet.total_assets]
    window_length = 12

    def compute(self, today, assets, out, gross_profit, total_assets):
        norm = gross_profit / total_assets
        out[:] = (norm[-1] - np.mean(norm, axis=0)) / np.std(norm, axi
s=0)

# inizializzo la funzione 'schedule_function', l'algo è attivo ogni pr
imo giorno della settimana, dopo un'ora dall'apertura dei mercati.
def initialize(context):
    schedule_function(my_rebalance, date_rules.week_start(), time_rule
s.market_open(hours=1))
    make_pipeline()

# costruisco la pipeline con il paniere Q1500US, aggiungendo il fattor
e quality importato prima
def make_pipeline():
    base_universe = Q1500US()
    min_filter = USEquityPricing.close.latest > 15
    pipe = Pipeline(screen = base_universe & min_filter)
    attach_pipeline(pipe, 'my_pipeline')
    pipe.add(Quality(), "Quality")

# prima dell'apertura della giornata di trading, la pipeline creata pr
ima sceglie le azioni dal paniere.
def before_trading_start(context, data):
    context.output = pipeline_output('my_pipeline')
    context.security_list = context.output.index

# bilanciamento delle posizioni
def my_rebalance(context, data):
    ranks = context.output["Quality"]
    ranks = ranks.dropna()
    idx = ranks.values.argsort()

    longs = []
    shorts = []

# i sid sono gli asset nel paniere
    for i, sid in enumerate(ranks.index):
        if i in idx[:25]:
            shorts.append(sid)
        elif i in idx[-25:]:
            longs.append(sid)

    # le funzioni order_target dicono all'algo come piazzare le posizi
oni di vendita o acquisto sul lato short e long. l'algo è bilanciato p
er metà su la to short e per metà su lato long.
    for sid in shorts:
        order_target_value(sid, context.portfolio.portfolio_value / 50
.)

    for sid in longs:

```

```

        order_target_value(sid, -context.portfolio.portfolio_value / 5
0.)

    for sid in context.portfolio.positions:
        if sid not in longs and sid not in shorts:
            order_target(sid, 0)

# gestione dei dati del paniere e dell'algo. i parametri sono:
# context, lo stesso oggetto context ritrovato nell' inizializzazione,
memorizza qualsiasi stato definito e memorizza qualsiasi oggetto del p
ortafoglio;
# data, un oggetto che fornisce metodi per ottenere dati di prezzo e v
olume, verificare se un titolo esiste e controllare l'ultima volta che
un titolo viene scambiato.
def handle_data(context,data):
    pass

```

Algoritmo strategia Size

```

from pytz import timezone
from zipline.utils.tradingcalendar import get_early_closes
import statsmodels.api as sm
import operator

def initialize(context):

    # importo l'ETF dello S&P500 come benchmark
    context.secs=symbols('SPY')

    # lista delle future azioni selezionate
    context.MyList=[]

    # definisco funzione laststop
    context.LastStop={}

    # definisco numero massimo di stock per trade
    context.MaxHoldings=14

    # definisco la funzione schedule_function che aziona l'algo ogni gi
orno
    set_commission(commission.PerShare(cost=0.01, min_trade_cost=1.0))
    schedule_function(func=process_data_and_order, date_rule=date_rules
.every_day())

def before_trading_start(context, data):

    num_stocks = 100

    # definisco i fondamentali usati con i relativi parametri
    dfFund = get_fundamentals(
        query(
            fundamentals.valuation.shares_outstanding,
            fundamentals.valuation.market_cap
        )
    )

```

```

.filter(fundamentals.valuation.market_cap != None)
.filter(fundamentals.valuation.market_cap < 2000000000 )
.filter(fundamentals.valuation.shares_outstanding != None)
.filter(fundamentals.cash_flow_statement.free_cash_flow > 0)
.filter(fundamentals.earnings_report.basic_eps > 0)
.order_by(fundamentals.valuation.market_cap.desc())
.limit(num_stocks)
)

context.MyList=[]
for S in dfFund:
    if (('market_cap' in dfFund[S]) and ('shares_outstanding' in dfFund[S])) :
        ShareP=dfFund[S]['market_cap']/dfFund[S]['shares_outstanding']
]
    if ((ShareP < 25 ) and (ShareP > 2 )) :
        context.MyList.append(S)

def process_data_and_order(context, data):

    # ad ogni inizio giornata chiudo gli ordini preesistenti
    D=get_open_orders()
    for L in D:
        for ID in D[L]:
            cancel_order(ID)

    # parametri di stop loss e take profit per il trading
    FracS = 0.900 # Stop Loss floor
    FracP = 1.140 # Profit taker

    for S in context.portfolio.positions:

        # Cost Basis
        CostB=context.portfolio.positions[S].cost_basis
        if S in context.LastStop :
            StopV=context.LastStop[S]
        else :
            StopV=CostB * FracS

        # definizione del prezzo corrente, stop loss e take profit
        CurV=data.current(S, "price")
        if (FracS * CurV) > StopV:
            StopV=CurV * FracS

        order_target(S,0,style=StopOrder(StopV))
        context.LastStop[S]=StopV
        order_target(S,0,style=LimitOrder(CostB * FracP))

    # numero posizioni mantenute
    NPos=len(context.portfolio.positions)

    MyCash=context.portfolio.cash
    PortV=context.portfolio.portfolio_value

    # registro segnali
    record(Positions=NPos,CashPerC=(100*MyCash/PortV))

    # condizioni limite

```

```

if NPos >= context.MaxHoldings :
    return

# condizioni di mancanza liquidità >> non comprare nulla
if MyCash < ( PortV / context.MaxHoldings) :
    return

# condizioni di acquisto e timing
dfHistD = data.history(context.MyList, 'price', bar_count=30, frequency='1d')

TrendList=[]
for S in context.MyList :
    if data.can_trade(S):
        CurP=data.current(S, "price")
        if (( S not in context.portfolio.positions) and (CurP < 20) and (CurP > 9 )):
            # trend dell'azione
            Y=dfHistD[S].values/dfHistD[S].mean()
            X=range(len(dfHistD))

            A=sm.add_constant(X)
            results = sm.OLS(Y,A).fit()
            InterB,SlopeM=results.params
            if SlopeM >= 0.0 :

                TrendList.append(S)

# determino deviazione standard per ogni stock selezionato
StdList={}
for S in TrendList:
    StdList[S] = dfHistD[S].std()

# buy list
BuyList=sorted(StdList.items(),key=operator.itemgetter(1),reverse=True)

NBuyList=len(BuyList)
if NBuyList==0 :
    # se le condizioni di sopra non sono soddisfatte esci
    return

OrderLimit=2 # numero di posizioni per giorno
NOrders=0

# definisco volume ordine
OrderV = (MyCash - (PortV / context.MaxHoldings)) / (context.MaxHoldings - NPos)

# piazzò ordine per gli stock selezionati
for SL in BuyList :
    NPos += 1
    NOrders += 1
    if (( NPos <= context.MaxHoldings) and (NOrders <= OrderLimit))
:
        S=SL[0]
        order_value(S,OrderV)

# imposto le condizioni di stop di cui sopra

```

```
if S in context.LastStop :
    del context.LastStop[S]
```

Algoritmo strategia Minimum Volatility

```
from quantopian.pipeline import Pipeline
from quantopian.algorithm import attach_pipeline, pipeline_output
from quantopian.pipeline.factors import CustomFactor
from quantopian.pipeline.data.quandl import cboe_vix
from quantopian.pipeline.data.quandl import cboe_vxv
from quantopian.pipeline.data.quandl import cboe_skew
import scipy as sp
import scipy.stats as stats
from scipy import polyfit, polyval, signal
import datetime
import pytz
import pandas as pd
import numpy as np
import re
from pandas import DataFrame, Series
from datetime import timedelta
import operator
from functools import partial

def initialize(context):
    # definisco gli strumenti di portafoglio
    context.hedge = False

    context.sidsLongVol = {symbol('UVXY'): +1.0}
    context.sidsShortVol = {symbol('XIV') : +1.0}
    context.sidsShortSPY = {symbol('SPDN'): +1.0}
    context.sidsLongSPY = {symbol('SPLV'): +1.0}
    context.sidsHedgeSPY = {symbol('SPY') : -1.0}

    context.spy = symbol('SPY')
    context.vxx = symbol('VXX')
    context.buy = 0.32
    context.shortd = 5
    context.midd = 22
    context.longd = 200
    context.ivts=[]
    context.ivts_medianfiltered=[]
    context.slopez=[]
    context.vixslopez=[]
    context.portfolio_values=[]
    context.portfolio_longbetas=[]
    context.portfolio_shortbetas=[]
    context.vixslopez.append(0)
    context.slopez.append(0)
    context.vix_h=[]

    pipe = Pipeline()
```

```

attach_pipeline(pipe, 'vix_pipeline')
pipe.add(GetVol(inputs=[cboe_vix.vix_close]), 'vix')
pipe.add(GetVol(inputs=[cboe_vxv.close]), 'vxv')
pipe.add(GetVol(inputs=[cboe_skew.skew]), 'skew')
pipe.add(GetMaximum(inputs=[cboe_vix.vix_close]), 'vixmax')
pipe.add(GetMinimum(inputs=[cboe_vix.vix_close]), 'vixmin')
pipe.add(GetQuantile(inputs=[cboe_vix.vix_close]), 'vixQ')

# le schedule_function fanno partire l'algo ogni giorno, 15 minuti
dopo l'apertura dei mercati
schedule_function(ordering_logic, date_rule=date_rules.every_day()
, time_rule=time_rules.market_open(minutes=15))
schedule_function(recordprogress, date_rule=date_rules.every_day()
, time_rule=time_rules.market_open(minutes=16))

context.wait_trigger=False

context.vixpipe = None

context.algo_hist={}
context.returns_df = pd.DataFrame()
context.betas = Series()
context.slopes = Series()

context.min_transaction = 250.00

# funzioni VIX
def ordering_logic(context, data):
    vix_p = context.vixpipe.loc[symbol('VXX')]['vix']
    vix_max = context.vixpipe.loc[symbol('VXX')]['vixmax']
    vix_min = context.vixpipe.loc[symbol('VXX')]['vixmin']
    vix_Q = context.vixpipe.loc[symbol('VXX')]['vixQ']
    vxv_p = context.vixpipe.loc[symbol('VXX')]['vxv']

    vix_at_max = vix_p >= vix_max
    vix_at_high_q = vix_p >= (vix_max - 2*vix_Q)
    vix_at_low_q = vix_p <= (vix_min + 2*vix_Q)
    vix_at_min = vix_p <= vix_min
    if vix_at_max: log.info(">> VIX == max")
    if vix_at_high_q: log.info(">> VIX == high Quantile")
    if vix_at_low_q: log.info(">> VIX == low Quantile")
    if vix_at_min: log.info(">> VIX == min")

    context.vix_h.append(vix_p)

    log.info(">> Values for {dt}: vix={vix}, vxv={vxv} \n".format(dt=s
tr(get_datetime()), vix=vix_p, vxv=vxv_p))

    slope = (vix_p/vxv_p)
    context.slopez.append(slope)
    slope_mean = np.mean(context.slopez[-context.mid:])
    slope_std = np.std(context.slopez[-context.mid:])
    x1 = list(xrange(min(len(context.vix_h), context.shortd)))
    vixslope, a, b, c, d = stats.linregress(x1, context.vix_h[-len(x1)
:])
    context.vixslopez.append(vixslope)

```

```

ivts = (vix_p/vxv_p)
context.ivts.append(ivts)

ivts_medianfiltered = sp.signal.medfilt(context.ivts, context.shor
td)[-1]
context.ivts_medianfiltered.append(ivts)

if ivts_medianfiltered ==0.0: ivts_medianfiltered=1.0
ivts_median = ivts_medianfiltered

record(Implied_vol_struct_med_5 = ivts_median)
record(slope=slope*100 -100)
record(vix_val=vix_p)
record(vix_slope = vixslope*100)

context.slopes = context.slopes.append(Series(slope, index=[ pd.Ti
mestamp(get_datetime()).tz_convert('US/Eastern')]))

# filtri mediana 0.96 e 1.02 (valori modificabili)
if ivts_median > 1.02: #heroRats: 0.96 1.02
    rebalance(context, data, context.sidsLongSPY, 0.0)
    rebalance(context, data, context.sidsShortSPY, context.buy)

    if context.hedge: rebalance(context, data, context.sidsHedgeSP
Y, data, context.buy)
elif ivts_median < 0.96:
    rebalance(context, data, context.sidsLongSPY, context.buy)
    rebalance(context, data, context.sidsShortSPY, 0.0)
else:
    rebalance(context, data, context.sidsLongSPY, 0.0)
    rebalance(context, data, context.sidsShortSPY, 0.0)

if context.wait_trigger and vixslope < 0:
    return
else:
    context.wait_trigger = False

#XIV-VXX threshold (valori modificabili)
if (slope*100 -100) > 6.0 :
    rebalance(context, data, context.sidsLongVol, 0.0)
    rebalance(context, data, context.sidsShortVol, context.buy)
    context.wait_trigger = False
elif vix_at_max:
    rebalance(context, data, context.sidsLongVol, 0.0)
    rebalance(context, data, context.sidsShortVol, 2*context.buy)
    context.wait_trigger = False
elif vix_p > 35:
    rebalance(context, data, context.sidsLongVol, 0.0)
    rebalance(context, data, context.sidsShortVol, 2*context.buy)
    context.wait_trigger = False
elif vix_p > 27:
    rebalance(context, data, context.sidsLongVol, 0.0)
    rebalance(context, data, context.sidsShortVol, context.buy)
    context.wait_trigger = False
elif vix_p > 24:
    rebalance(context, data, context.sidsLongVol, 0.0)
    rebalance(context, data, context.sidsShortVol, 0.5*context.buy
)

```

```

        context.wait_trigger = False
    elif vix_p > 22:
        rebalance(context, data, context.sidsLongVol, 0.0)
        rebalance(context, data, context.sidsShortVol, 0.25*context.buy)
y)
        context.wait_trigger = False
    elif vix_p < 10.76:
        rebalance(context, data, context.sidsLongVol, 0.0)
        rebalance(context, data, context.sidsShortVol, 0.0)
        context.wait_trigger = False
    elif ( (slope*100) > 0 ) and (context.slopez[-2]*100) > (slope*100
):
        rebalance(context, data, context.sidsLongVol, 0.0)
        rebalance(context, data, context.sidsShortVol, context.buy)
        context.wait_trigger = False
    elif abs(slope) >= abs(slope_mean)+2*slope_std or vix_at_min:
        rebalance(context, data, context.sidsShortVol, 0.0)
        rebalance(context, data, context.sidsLongVol, context.buy)
        context.wait_trigger = False
    else:
        rebalance(context, data, context.sidsLongVol, 0.0)
        rebalance(context, data, context.sidsShortVol, 0.0)

def rebalance(context, data, sids, factor):
    for sid in sids:
        if data_should_trade(context, data, sid, sids[sid]*factor):

            order_target_percent(sid, sids[sid]*factor)
            if sids[sid]*factor > 0.0:
                if sid in context.portfolio.positions:
                    stock = context.portfolio.positions[sid]
                    order_rebal = ' Ordering ' if stock.amount == 0 else
se ' Rebalancing '
                else:
                    order_rebal = ' Ordering '
                    log.info('\n\n++'+order_rebal+ sid.symbol + ' for '+ str(
tr(data.current(sid, 'price'))+ '$: ' +str( round(sids[sid]*factor*100
, 0))+'% of the portfolio\n\n')
                else:
                    stock = context.portfolio.positions[sid]
                    profit = ((stock.last_sale_price- stock.cost_basis)/st
ock.cost_basis)
                    loss_profit = 'profit' if profit>0.0 else 'loss'
                    log.info('\n\n--Selling '+ sid.symbol + ' for '+ str(d
ata.current(sid, 'price'))+ '$: A '+ loss_profit+ ' of '+str(round(pro
fit*100,1))+ '%\n\n')

def recordprogress(context, data):
    context.portfolio_values.append(context.account.net_liquidation)
    barcount = len(context.portfolio_values)
    spy = data.history(assets=symbol('SPY'), fields='price', bar_count
=barcount, frequency='1d').values
    if barcount < 5: return
    beta = estimateBeta(context.portfolio_values, spy, algo = 'standar
d')
    record(leverage=context.account.leverage)
    context.portfolio_longbetas.append(beta)
    if barcount > context.midd:

```

```

        spy = data.history(assets=symbol('SPY'), fields='price', bar_c
ount=context.midd, frequency='1d').values
        beta = estimateBeta(context.portfolio_values[-context.midd:],
spy, algo = 'standard')
        context.portfolio_shortbetas.append(beta)

def data_should_trade(context, data, sid, perc):
    if sid not in context.portfolio.positions and perc == 0.0: return
False
    stock = context.portfolio.positions[sid]
    pv = context.portfolio.portfolio_value
    change = abs((stock.amount * stock.last_sale_price)-pv*perc)
    if change > context.min_transaction:
        return data.can_trade(sid)
    else:
        return False

def estimateBeta(priceY, priceX, algo = 'standard'):

    X = pd.DataFrame({'x':priceX, 'y':priceY})

    if algo=='returns':
        ret = (X/X.shift(1)-1).dropna().values

        x = ret[:, 0]
        y = ret[:, 1]

        # filtro i valori alti
        low = np.percentile(x, 20)
        high = np.percentile(x, 80)
        iValid = (x>low) & (x<high)

        x = x[iValid]
        y = y[iValid]

        iteration = 1
        nrOutliers = 1
        while iteration < 10 and nrOutliers > 0 :
            (a, b) = polyfit(x, y, 1)
            yf = polyval([a, b], x)
            #plot(x, y, 'x', x, yf, 'r-')
            err = yf-y
            idxOutlier = abs(err) > 3*np.std(err)
            nrOutliers =sum(idxOutlier)
            beta = a

            x = x[~idxOutlier]
            y = y[~idxOutlier]
            iteration += 1
    elif algo=='log':
        x = np.log(X['x'])
        y = np.log(X['y'])
        (a, b) = polyfit(x, y, 1)
        beta = a
    elif algo=='standard':
        ret =np.log(X).diff().dropna()
        beta = ret['x'].cov(ret['y'])/ret['x'].var()

```

```

    else:
        raise TypeError('errore') # se il passaggio non va a buon fine
        esci e stampa 'errore'

    return beta

# pipeline
class GetVol(CustomFactor):
    window_length = 1
    def compute(self, today, assets, out, vol):
        out[:] = vol

class GetMax(CustomFactor):
    window_length = 2*252
    def compute(self, today, assets, out, vol):
        out[:] = vol

class GetMaximum(CustomFactor):
    window_length = 252*2
    # calcolo valori
    def compute(self, today, assets, out, vol):
        highs = np.amax(vol, axis=0)
        out[:] = highs

class GetMinimum(CustomFactor):
    window_length = 252*2
    # calcolo valori
    def compute(self, today, assets, out, vol):
        lows = np.amin(vol, axis=0)
        out[:] = lows

class GetQuantile(CustomFactor):
    window_length = 252*2
    # calcolo valori
    def compute(self, today, assets, out, vol):
        lows = np.amin(vol, axis=0)
        highs = np.amax(vol, axis=0)
        diff= highs-lows
        Q = diff/20
        out[:] = Q

def before_trading_start(context, data):
    output = pipeline_output('vix_pipeline')
    output = output.dropna()
    context.vixpipe = output

def checkdowndays(context, data):
    #http://tradingwithpython.blogspot.com.au/2016/02/a-simple-statistical-edge-in-spy.html
    spy_history = data.history(context.spy, 'price', 10, '1d')
    spy_returns = (spy_history - spy_history.shift(1))/spy_history.shift(1)
    if spy_returns[-1] < 0.001:
        if spy_returns[-2] < 0.001:

```

```

        if spy_returns[-3] < 0.001:
            if spy_returns[-4] < 0.001:
                if spy_returns[-5] < 0.001:
                    return 5
                else:
                    return 4
            else:
                return 3
        else:
            return 2
    else:
        return 1
else:
    return 0 # esco da tutte le condizioni di cui sopra e apro una
nuova funzione.

def handle_data(context, data):

    pass

```

Algoritmo strategia Multifattoriale

```

## VALUE E MOMENTUM

import pandas as pd
import numpy as np
import datetime
import math

def before_trading_start(context):

    if context.month_count != context.holding_months:
        return

    fundamental_df = get_fundamentals(
        query(

            fundamentals.valuation_ratios.ev_to_ebitda,
            fundamentals.asset_classification.morningstar_sector_code, fundamen
            ls.valuation.enterprise_value, fundamentals.income_statement.ebit, fun
            damentals.income_statement.ebitda
        )
        .filter(fundamentals.valuation.market_cap > 1e6)
        .filter(fundamentals.valuation.shares_outstanding != None)
        .filter(fundamentals.valuation.shares_outstanding < 2e8)
        .filter(fundamentals.company_reference.country_id != "CHN")
        .filter(fundamentals.company_reference.business_country_id !=
"CHN")
        .filter(fundamentals.income_statement.ebitda > 0)
        .filter(fundamentals.valuation_ratios.pe_ratio > 1)
        .filter(fundamentals.valuation_ratios.pe_ratio < 30)
        .filter(fundamentals.valuation_ratios.fcf_ratio < 30)
        .filter(fundamentals.valuation_ratios.ev_to_ebitda < 30)
        .filter(fundamentals.valuation_ratios.ps_ratio < 5)

```

```

        .filter(fundamentals.operation_ratios.roe > 0.1)
        .filter(fundamentals.operation_ratios.total_debt_equity_ratio
< 1)
        .filter(fundamentals.operation_ratios.current_ratio > 1)
        .order_by(fundamentals.valuation_ratios.pe_ratio.asc())
        .limit(context.num_screener)
    )

    context.stocks = [stock for stock in fundamental_df]
    context.fundamental_df = fundamental_df[context.stocks]

    update_universe(context.fundamental_df.columns.values)

def initialize(context):

    context.holding_months = 1
    context.num_screener = 500
    context.num_stock = 50
    context.formation_days = 200
    context.lowmom = False
    context.month_count = context.holding_months

    schedule_function(rebalance,
                      date_rule=date_rules.month_start(),
                      time_rule=time_rules.market_open())

def rebalance(context, data):
    if context.month_count >= context.holding_months:
        context.month_count = 1
    else:
        context.month_count += 1
        return

    chosen_df = calc_return(context)

    if context.num_stock < context.num_screener:
        chosen_df = sort_return(chosen_df, context.lowmom)

    chosen_df = chosen_df.iloc[:,:(context.num_stock-1)]

    weight = 0.95/len(chosen_df.columns)
    for stock in context.portfolio.positions:
        if stock not in chosen_df:
            order_target(stock, 0)

    for stock in chosen_df:
        if weight != 0 and stock in data:
            order_target_percent(stock, weight)

def sort_return(df, lowmom):
    df = df.T
    df = df.sort(columns='return', ascending = lowmom)
    df = df.T

    return df

def calc_return(context):

```

```

price_history = history(bar_count=context.formation_days, frequency="1d", field='price')

temp = context.fundamental_df.copy()

for s in temp:
    now = price_history[s].ix[-20]
    old = price_history[s].ix[0]
    pct_change = (now - old) / old
    if np.isnan(pct_change):
        temp = temp.drop(s,1)
    else:
        temp.loc['return', s] = pct_change
return temp

def create_weights(context, stocks):
    if len(stocks) == 0:
        return 0
    else:
        weight = .99/len(stocks)
        return weight

def print_ev_ebitda(df):
    fmean = df.mean(axis=1)
    print fmean.loc['ev_to_ebitda']

def handle_data(context, data):
    pass

## QUALITY

import numpy as np
from quantopian.algorithm import attach_pipeline, pipeline_output
from quantopian.pipeline import Pipeline
from quantopian.pipeline.data import morningstar
from quantopian.pipeline.factors import CustomFactor
from quantopian.pipeline.data.builtin import USEquityPricing
from quantopian.pipeline.factors import AverageDollarVolume
from quantopian.pipeline.filters.morningstar import Q1500US

class Quality(CustomFactor):
    inputs = [morningstar.income_statement.gross_profit, morningstar.balance_sheet.total_assets]
    window_length = 12

    def compute(self, today, assets, out, gross_profit, total_assets):
        norm = gross_profit / total_assets
        out[:] = (norm[-1] - np.mean(norm, axis=0)) / np.std(norm, axis=0)

def initialize(context):
    schedule_function(my_rebalance, date_rules.week_start(), time_rules.market_open(hours=1))
    make_pipeline()

def make_pipeline():

```

```

base_universe = Q1500US()
min_filter = USEquityPricing.close.latest > 15
pipe = Pipeline(screen = base_universe & min_filter)
attach_pipeline(pipe, 'my_pipeline')
pipe.add(Quality(), "Quality")

def before_trading_start(context, data):
    context.output = pipeline_output('my_pipeline')
    context.security_list = context.output.index

def my_rebalance(context, data):
    ranks = context.output["Quality"]
    ranks = ranks.dropna()
    idx = ranks.values.argsort()

    longs = []
    shorts = []

    for i, sid in enumerate(ranks.index):
        if i in idx[:25]:
            shorts.append(sid)
        elif i in idx[-25:]:
            longs.append(sid)

    for sid in shorts:
        order_target_value(sid, context.portfolio.portfolio_value / 50
.)

    for sid in longs:
        order_target_value(sid, -context.portfolio.portfolio_value / 5
0.)

    for sid in context.portfolio.positions:
        if sid not in longs and sid not in shorts:
            order_target(sid, 0)

def handle_data(context, data):
    pass

## SIZE

from pytz import timezone
from zipline.utils.tradingcalendar import get_early_closes
import statsmodels.api as sm
import operator

def initialize(context):

    context.secs=symbols('SPY')

    context.MyList=[]

    context.LastStop={}

    context.MaxHoldings=14

    set_commission(commission.PerShare(cost=0.01, min_trade_cost=1.0))

```

```

    schedule_function(func=process_data_and_order, date_rule=date_rules
.every_day())

def before_trading_start(context, data):

    num_stocks = 100

    dfFund = get_fundamentals(
        query(
            fundamentals.valuation.shares_outstanding,
            fundamentals.valuation.market_cap
        )
        .filter(fundamentals.valuation.market_cap != None)
        .filter(fundamentals.valuation.market_cap < 2000000000 )
        .filter(fundamentals.valuation.shares_outstanding != None)
        .filter(fundamentals.cash_flow_statement.free_cash_flow > 0)
        .filter(fundamentals.earnings_report.basic_eps > 0)
        .order_by(fundamentals.valuation.market_cap.desc())
        .limit(num_stocks)
    )

    context.MyList=[]
    for S in dfFund:
        if (('market_cap' in dfFund[S]) and ('shares_outstanding' in dfFund[S])) :
            ShareP=dfFund[S]['market_cap']/dfFund[S]['shares_outstanding']
        ]
        if ((ShareP < 25 ) and (ShareP > 2 )) :
            context.MyList.append(S)

def process_data_and_order(context, data):

    D=get_open_orders()
    for L in D:
        for ID in D[L]:
            cancel_order(ID)

    FracS = 0.900
    FracP = 1.140

    for S in context.portfolio.positions:

        CostB=context.portfolio.positions[S].cost_basis
        if S in context.LastStop :
            StopV=context.LastStop[S]
        else :
            StopV=CostB * FracS

        CurV=data.current(S, "price")

        if (FracS * CurV) > StopV:
            StopV=CurV * FracS

        order_target(S,0,style=StopOrder(StopV))

        context.LastStop[S]=StopV

        order_target(S,0,style=LimitOrder(CostB * FracP))

```

```

NPos=len(context.portfolio.positions)

MyCash=context.portfolio.cash
PortV=context.portfolio.portfolio_value

record(Positions=NPos,CashPerC=(100*MyCash/PortV))

if NPos >= context.MaxHoldings :
    return

if MyCash < ( PortV / context.MaxHoldings) :
    return

dfHistD = data.history(context.MyList, 'price', bar_count=30, frequ
ency='1d')

TrendList=[]
for S in context.MyList :
    if data.can_trade(S):
        CurP=data.current(S, "price")
        if (( S not in context.portfolio.positions) and (CurP < 20) a
nd (CurP > 9 ))):
            Y=dfHistD[S].values/dfHistD[S].mean()
            X=range(len(dfHistD))
            A=sm.add_constant(X)
            results = sm.OLS(Y,A).fit()
            InterB,SlopeM=results.params
            if SlopeM >= 0.0 :
                TrendList.append(S)

StdList={}
for S in TrendList:
    StdList[S] = dfHistD[S].std()

BuyList=sorted(StdList.items(),key=operator.itemgetter(1),reverse=T
rue)

NBuyList=len(BuyList)
if NBuyList==0 :
    return

OrderLimit=2
NOrders=0

OrderV = (MyCash - (PortV / context.MaxHoldings)) / (context.MaxHol
dings - NPos)

for SL in BuyList :
    NPos += 1
    NOrders += 1
    if (( NPos <= context.MaxHoldings) and (NOrders <= OrderLimit))
:
        S=SL[0]
        order_value(S,OrderV)

        if S in context.LastStop :
            del context.LastStop[S]

```

```

## MINIMUM VOLATILITY

from quantopian.pipeline import Pipeline
from quantopian.algorithm import attach_pipeline, pipeline_output
from quantopian.pipeline.factors import CustomFactor
from quantopian.pipeline.data.quandl import cboe_vix
from quantopian.pipeline.data.quandl import cboe_vxv
from quantopian.pipeline.data.quandl import cboe_skew
import scipy as sp
import scipy.stats as stats
from scipy import polyfit, polyval, signal
import datetime
import pytz
import pandas as pd
import numpy as np
import re
from pandas import DataFrame, Series
from datetime import timedelta
import operator
from functools import partial

def initialize(context):

    context.hedge = False

    context.sidsLongVol = {symbol('UVXY'): +1.0}
    context.sidsShortVol = {symbol('XIV') : +1.0}
    context.sidsShortSPY = {symbol('SPDN'): +1.0}
    context.sidsLongSPY = {symbol('SPLV'): +1.0}
    context.sidsHedgeSPY = {symbol('SPY') : -1.0}

    context.spy = symbol('SPY')
    context.vxx = symbol('VXX')
    context.buy = 0.32
    context.shortd = 5
    context.midd = 22
    context.longd = 200
    context.ivts=[]
    context.ivts_medianfiltered=[]
    context.slopez=[]
    context.vixslopez=[]
    context.portfolio_values=[]
    context.portfolio_longbetas=[]
    context.portfolio_shortbetas=[]
    context.vixslopez.append(0)
    context.slopez.append(0)
    context.vix_h=[]

    pipe = Pipeline()
    attach_pipeline(pipe, 'vix_pipeline')
    pipe.add(GetVol(inputs=[cboe_vix.vix_close]), 'vix')
    pipe.add(GetVol(inputs=[cboe_vxv.close]), 'vxv')
    pipe.add(GetVol(inputs=[cboe_skew.skew]), 'skew')
    pipe.add(GetMaximum(inputs=[cboe_vix.vix_close]), 'vixmax')
    pipe.add(GetMinimum(inputs=[cboe_vix.vix_close]), 'vixmin')

```

```

pipe.add(GetQuantile(inputs=[choe_vix.vix_close]), 'vixQ')

    schedule_function(ordering_logic, date_rule=date_rules.every_day()
, time_rule=time_rules.market_open(minutes=15))
    schedule_function(recordprogress, date_rule=date_rules.every_day()
, time_rule=time_rules.market_open(minutes=16))

context.wait_trigger=False

context.vixpipe = None

context.algo_hist={}
context.returns_df = pd.DataFrame()
context.betas = Series()
context.slopes = Series()

context.min_transaction = 250.00

def ordering_logic(context, data):
    vix_p = context.vixpipe.loc[symbol('VXX')]['vix']
    vix_max = context.vixpipe.loc[symbol('VXX')]['vixmax']
    vix_min = context.vixpipe.loc[symbol('VXX')]['vixmin']
    vix_Q = context.vixpipe.loc[symbol('VXX')]['vixQ']
    vxv_p = context.vixpipe.loc[symbol('VXX')]['vxv']

    vix_at_max = vix_p >= vix_max
    vix_at_high_q = vix_p >= (vix_max - 2*vix_Q)
    vix_at_low_q = vix_p <= (vix_min + 2*vix_Q)
    vix_at_min = vix_p <= vix_min
    if vix_at_max: log.info(">> VIX == max")
    if vix_at_high_q: log.info(">> VIX == high Quantile")
    if vix_at_low_q: log.info(">> VIX == low Quantile")
    if vix_at_min: log.info(">> VIX == min")

    context.vix_h.append(vix_p)

    log.info(">> Values for {dt}: vix={vix}, vxv={vxv} \n".format(dt=st
r(get_datetime()), vix=vix_p, vxv=vxv_p))

    slope = (vix_p/vxv_p)
    context.slopez.append(slope)
    slope_mean = np.mean(context.slopez[-context.midd:])
    slope_std = np.std(context.slopez[-context.midd:])
    x1 = list(xrange(min(len(context.vix_h), context.shor
td)))
    vixslope, a, b, c, d = stats.linregress(x1, context.vix_h[-len(x1)
:])
    context.vixslopez.append(vixslope)

    ivts = (vix_p/vxv_p)
    context.ivts.append(ivts)

    ivts_medianfiltered = sp.signal.medfilt(context.ivts, context.shor
td)[-1]
    context.ivts_medianfiltered.append(ivts)

```

```

if ivts_medianfiltered ==0.0: ivts_medianfiltered=1.0
ivts_median = ivts_medianfiltered

record(Implied_vol_strct_med_5 = ivts_median)
record(slope=slope*100 -100)
record(vix_val=vix_p)
record(vix_slope = vixslope*100)

context.slopes = context.slopes.append(Series(slope, index=[ pd.Ti
mestamp(get_datetime()).tz_convert('US/Eastern')]))

if ivts_median > 1.02:
    rebalance(context, data, context.sidsLongSPY, 0.0)
    rebalance(context, data, context.sidsShortSPY, context.buy)

    if context.hedge: rebalance(context, data, context.sidsHedgeSP
Y, data, context.buy)
    elif ivts_median < 0.96:
        rebalance(context, data, context.sidsLongSPY, context.buy)
        rebalance(context, data, context.sidsShortSPY, 0.0)

else:
    rebalance(context, data, context.sidsLongSPY, 0.0)
    rebalance(context, data, context.sidsShortSPY, 0.0)

if context.wait_trigger and vixslope < 0:
    return
else:
    context.wait_trigger = False

if (slope*100 -100) > 6.0 :
    rebalance(context, data, context.sidsLongVol, 0.0)
    rebalance(context, data, context.sidsShortVol, context.buy)
    context.wait_trigger = False
elif vix_at_max:
    rebalance(context, data, context.sidsLongVol, 0.0)
    rebalance(context, data, context.sidsShortVol, 2*context.buy)
    context.wait_trigger = False
elif vix_p > 35:
    rebalance(context, data, context.sidsLongVol, 0.0)
    rebalance(context, data, context.sidsShortVol, 2*context.buy)
    context.wait_trigger = False
elif vix_p > 27:
    rebalance(context, data, context.sidsLongVol, 0.0)
    rebalance(context, data, context.sidsShortVol, context.buy)
    context.wait_trigger = False
elif vix_p > 24:
    rebalance(context, data, context.sidsLongVol, 0.0)
    rebalance(context, data, context.sidsShortVol, 0.5*context.buy
)
    context.wait_trigger = False
elif vix_p > 22:
    rebalance(context, data, context.sidsLongVol, 0.0)
    rebalance(context, data, context.sidsShortVol, 0.25*context.bu
y)
    context.wait_trigger = False
elif vix_p < 10.76:

```

```

    rebalance(context, data, context.sidsLongVol, 0.0)
    rebalance(context, data, context.sidsShortVol, 0.0)
    context.wait_trigger = False
elif ( (slope*100) > 0 ) and (context.slopez[-2]*100) > (slope*100
):

    rebalance(context, data, context.sidsLongVol, 0.0)
    rebalance(context, data, context.sidsShortVol, context.buy)
    context.wait_trigger = False
elif abs(slope) >= abs(slope_mean)+2*slope_std or vix_at_min:
    rebalance(context, data, context.sidsShortVol, 0.0)
    rebalance(context, data, context.sidsLongVol, context.buy)
    context.wait_trigger = False
else:
    rebalance(context, data, context.sidsLongVol, 0.0)
    rebalance(context, data, context.sidsShortVol, 0.0)

def rebalance(context, data, sids, factor):
    for sid in sids:
        if data_should_trade(context, data, sid, sids[sid]*factor):

            order_target_percent(sid, sids[sid]*factor)
            if sids[sid]*factor > 0.0:
                if sid in context.portfolio.positions:
                    stock = context.portfolio.positions[sid]
                    order_rebal = ' Ordering ' if stock.amount == 0 el
se ' Rebalancing '
                else:
                    order_rebal = ' Ordering '
                    log.info('\n\n++'+order_rebal+ sid.symbol + ' for '+ s
tr(data.current(sid, 'price'))+ '$: ' +str( round(sids[sid]*factor*100
, 0))+'% of the portfolio\n\n')
                else:
                    stock = context.portfolio.positions[sid]
                    profit = ((stock.last_sale_price- stock.cost_basis)/st
ock.cost_basis)
                    loss_profit = 'profit' if profit>0.0 else 'loss'
                    log.info('\n\n--Selling '+ sid.symbol + ' for '+ str(d
ata.current(sid, 'price'))+ '$: A '+ loss_profit+ ' of '+str(round(pro
fit*100,1))+ '%\n\n')

def recordprogress(context, data):
    context.portfolio_values.append(context.account.net_liquidation)
    barcount = len(context.portfolio_values)
    spy = data.history(assets=symbol('SPY'), fields='price', bar_count
=barcount, frequency='1d').values
    if barcount < 5: return
    beta = estimateBeta(context.portfolio_values, spy, algo = 'standar
d')
    record(leverage=context.account.leverage)
    context.portfolio_longbetas.append(beta)
    if barcount > context.midd:
        spy = data.history(assets=symbol('SPY'), fields='price', bar_c
ount=context.midd, frequency='1d').values
        beta = estimateBeta(context.portfolio_values[-context.midd:],
spy, algo = 'standard')
        context.portfolio_shortbetas.append(beta)

```

```

def data_should_trade(context, data, sid, perc):
    if sid not in context.portfolio.positions and perc == 0.0: return
    False
    stock = context.portfolio.positions[sid]
    pv = context.portfolio.portfolio_value
    change = abs((stock.amount * stock.last_sale_price)-pv*perc)
    if change > context.min_transaction:
        return data.can_trade(sid)
    else:
        return False

def estimateBeta(priceY, priceX, algo = 'standard'):

    X = pd.DataFrame({'x':priceX, 'y':priceY})

    if algo=='returns':
        ret = (X/X.shift(1)-1).dropna().values

        x = ret[:, 0]
        y = ret[:, 1]

        low = np.percentile(x, 20)
        high = np.percentile(x, 80)
        iValid = (x>low) & (x<high)

        x = x[iValid]
        y = y[iValid]

        iteration = 1
        nrOutliers = 1
        while iteration < 10 and nrOutliers > 0 :
            (a, b) = polyfit(x, y, 1)
            yf = polyval([a, b], x)
            err = yf-y
            idxOutlier = abs(err) > 3*np.std(err)
            nrOutliers =sum(idxOutlier)
            beta = a
            x = x[~idxOutlier]
            y = y[~idxOutlier]
            iteration += 1
        elif algo=='log':
            x = np.log(X['x'])
            y = np.log(X['y'])
            (a, b) = polyfit(x, y, 1)
            beta = a
        elif algo=='standard':
            ret =np.log(X).diff().dropna()
            beta = ret['x'].cov(ret['y'])/ret['x'].var()
        else:
            raise TypeError("")

    return beta

class GetVol(CustomFactor):
    window_length = 1
    def compute(self, today, assets, out, vol):
        out[:] = vol

```

```

class GetMax(CustomFactor):
    window_length = 2*252
    def compute(self, today, assets, out, vol):
        out[:] = vol

class GetMaximum(CustomFactor):
    window_length = 252*2
    def compute(self, today, assets, out, vol):
        highs = np.amax(vol, axis=0)
        out[:] = highs

class GetMinimum(CustomFactor):
    window_length = 252*2
    def compute(self, today, assets, out, vol):
        lows = np.amin(vol, axis=0)
        out[:] = lows

class GetQuantile(CustomFactor):
    window_length = 252*2
    def compute(self, today, assets, out, vol):
        lows = np.amin(vol, axis=0)
        highs = np.amax(vol, axis=0)
        diff= highs-lows
        Q = diff/20
        out[:] = Q

def before_trading_start(context, data):
    output = pipeline_output('vix_pipeline')
    output = output.dropna()
    context.vixpipe = output

def checkdowndays(context, data):
    spy_history = data.history(context.spy, 'price', 10, '1d')
    spy_returns = (spy_history - spy_history.shift(1))/spy_history.shi
ft(1)
    if spy_returns[-1] < 0.001:
        if spy_returns[-2] < 0.001:
            if spy_returns[-3] < 0.001:
                if spy_returns[-4] < 0.001:
                    if spy_returns[-5] < 0.001:
                        return 5
                    else:
                        return 4
                else:
                    return 3
            else:
                return 2
        else:
            return 1
    else:
        return 0

def handle_data(context, data):
    pass

```

Bibliografia

- Ang, A. (2014). “Asset Management: A Systematic Approach to Factor Investing”. Oxford University Press;
- Antonacci, G. (2014). “Dual Momentum Investing”. McGraw-Hill.
- Asness, C. S., Frazzini A., and Pedersen Lasse H. (2013). “Quality Minus Junk”. Paper SSRN 2312432.
- Asness, C., Frazzini A., (2013). “The devil in HML’s details”. The Journal of Portfolio Management, Volume 39. p. 49-68;
- Asness, Clifford S., Frazzini A., Israel R., Moskowitz T. J., Pedersen L. H. (2015). “Size Matters, if You Control Your Junk”. SSRN 2553889.
- Asness, Clifford S., Moskowitz Tobias J., and Pedersen Lasse Heje, (2013). “Value and Momentum Everywhere”. The Journal of Finance, Volume 68, Number 3, p.929–985;
- Banz, R. W., (1981). “The relationship between return and market value of common stocks”. Journal of Financial Economics, Volume 9, p.3–18;
- Barroso, P., and Santa-Clara, P. (2012). “Managing the Risk of Momentum”. Working Paper;
- Belluzzo, E., (2015). “Le strategie smart beta: sono davvero “smart”? un’analisi sui mercati europeo ed americano”. Tesi non pubblicata. 14-16;
- Blitz, D. C., van Vliet P. (2007). “The Volatility Effect”. The Journal of Portfolio Management, Volume 34(1), p.102-113.
- Brealey, R. A., Myers, S. C., Allen, F. e Sandri S. “Principi di finanza aziendale”, (settima ed.). Mc Graw Hill;
- Bruce I. Jacobs and Kenneth N. Levy (2014). “Smart Beta versus Smart Alpha”. The Journal Of Portfolio Management. Vol. 40, No. 4, p.1-12;
- Caparrelli, F. (2004). “Economia del mercato mobiliare”. Mc Graw Hill;
- Clarke, R. G., de Silva, H., Thorley, S.R. (2013). “Risk Parity, Maximum Diversification, and Minimum Variance: An Analytic Perspective”;
- Crain, M. A., (2011). “A literature review of the size effect”. SSRN 1710076.
- Daniel, K., and Moskowitz T. J. (2013). “Momentum Crashes”. Working Paper.
- Direttiva 85/611/CEE

- Fabrizio, P. (2016). “Economia del mercato mobiliare”, (sesta ed.). Milano: Egea;
- Fama, E. F. (1976). “Foundations of Finance”. New York: Basic Books, p. 319;
- Fama, E. F., and French K. R. (2014). “A five-factor asset pricing model”. *Journal of Financial Economics*.
- Fernholz, R, Garvy, R, Hannon, J, (1998). “Diversity-Weighted Indexing”. *The Journal Of Portfolio Management*, Vol. 24, No. 2: pp. 74–82;
- Frazzini, A., Pedersen Lasse H. (2014). “Betting against beta”. *Journal of Financial Economics*, Volume 111, Number 1, p.1–25.
- Geczy, C., and Samonov M. (2013). “212 Years of Price Momentum (The World’s Longest Backtest: 1801–2012)”. Working Paper.
- Glushkov, D. (2015). “How Smart are “Smart Beta” ETFs? Analysis of Relative Performance and Factor Exposure”. Working Paper, WRDS/University of Pennsylvania;
- Haugen, R. A., Baker, N. L. (1991). “The efficient market inefficiency of capitalization-weighted stock portfolios”. *The Journal Of Portfolio Management*, vol. 17, pp. 35–40;
- Hull, J. (2015). “Opzioni, futures e altri derivati”, (nona ed.). Pearson;
- Israel, R., Frazzini A., Moskowitz T. J., and Asness Clifford S. (2014). “Fact, Fiction and Momentum Investing”. Working Paper.
- Jegadeesh, N., Titman S. (1993). “Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency”. *The Journal of Finance*, Volume 48, Numero 1, p.65–91.
- Lo, A. W., Patel, P. N. (2008). “130/30: The New Long-Only”. *The Journal Of Portfolio Management*, Vol. 34, No. 2, p. 12-38;
- Markowitz, H. M. (1952), "Portfolio Selection." *Journal of Finance*, Vol. 7, No. 1. p.77-91;
- Marro, E. (11 luglio 2017). “Il boom degli «smart beta», l’effetto gregge tra i robot e i nostri soldi”. *Il Sole 24 Ore*.
- Novy-Marx, R. (2013). “The other side of value: The gross profitability premium”. *Journal of Financial Economics*, Volume 108, p.1–28.
- Novy-Marx, R. (2014). “Quality Investing”. Working Paper.

- Piotroski, J. D. (2000). "Value investing: The use of historical financial statement information to separate winners from losers". *Journal of Accounting Research*, p.1–41.
- Sacerdote, P. (3 novembre 2016). "Smart beta, trend in crescita". *Fondiesicav.it*.
- Saunders A., Cornett M. M., Anolli M. e Alemanni B. (2015). *Economia degli intermediari finanziari 4/ed.* Mc Graw Hill;
- Shiller, R. J. (2000). *Euforia irrazionale.* Il Mulino;
- Vayanos, D., Woolley P. (2013). "An institutional theory of momentum and reversal". *Review of Financial Studies*, vol. 26, n. 5, p. 1087-1145.
- Von Holthenbalken, B. (1975). "A Finite Algorithm to Maximize Certain Pseudo Concave Functions on Polytopes." *Mathematical Programming* 8;
- Zhang, L. (2005). "The value premium". *The Journal of Finance*, Volume 60, p.67–103;

Sitografia:

- <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download;jsessionid=2CE2D55EADC520F19737E7032B8271D8?doi=10.1.1.475.4056&rep=rep1&type=pdf>
- <http://cubeinvestimenti.it/gli-etf-smart-beta/>
- http://www.ascosim.it/AscOSim_doc/ASCOSIM_20160126_2LaGestioneDiPortafogliELaConsulenzaAgliInvestitori_ManuelaSperandeo_iShares.pdf
- http://www.dt.tesoro.it/export/sites/sitodt/modules/documenti_it/debito_publico/risultati_aste/risultati_aste_bot_12_mesi/BOT_12_Mesi_Risultati_Asta_del_12-13.07.2017.pdf
- <http://www.factorstrategies.com>
- <http://www.ijournals.com/toc/jpm/current>
- <http://www.ilsole24ore.com/art/finanza-e-mercati/2017-07-10/il-boom-smart-beta-l-effetto-gregge-i-robot-e-nostri-soldi-172430.shtml?uuid=AEFHQ6uB>
- <http://www.investopedia.com/terms/e/equalweight.asp>

- <https://www.firstquadrant.com/system/files/0011+Thoughts+on+Grinold+and+Kahns+Fundamental+Law+of+Active+Mgmt.pdf>
- <https://www.quantopian.com/help/fundamentals>
- <https://www.ssrn.com/en/>
- www.assogestioni.it
- www.blackrock.com
- www.borsaitaliana.com
- www.fondiesicav.it
- www.ishares.com
- www.quantopian.com
- www.reuters.com