



UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI
FIRENZE

FACOLTÀ DI ECONOMIA

DOTTORATO DI RICERCA IN
PROGRAMMAZIONE, CONTROLLO E COMUNICAZIONE AI MERCATI
FINANZIARI

CICLO XXVII

COORDINATORE DEL DOTTORATO:
Chiar.mo Prof. FRANCESCO GIUNTA

Accounting anomalies, fundamental analysis and variables reduction

Settore scientifico disciplinare SECS-P/07: Economia Aziendale

Dottorando

Dott. Dal Maso Lorenzo

Tutore

Chiar.mo Prof. Giunta Francesco

Coordinatore

Chiar.mo Prof. Giunta Francesco

Anni 2012/2014

INDICE

INTRODUZIONE	3
CAPITOLO 1: Overview della ricerca	
1. Introduzione.....	6
2. Oggetto di studio e <i>research questions</i>	11
3. Letteratura di riferimento e contributo del presente studio.....	13
4. Implicazioni della ricerca.....	17
5. Metodologia.....	17
CAPITOLO 2: Review della letteratura	
1. Introduzione.....	19
2. La classificazione degli indicatori di bilancio.....	19
2.1. Classificazione empirica.....	27
2.2. Analisi di stabilità di breve e lungo periodo.....	28
2.3. Stabilità dei patterns across countries e industries.....	37
3. Le anomalie contabili: la Fundamental Anomaly.....	42
4. Sintesi e contributo alla letteratura.....	46
CAPITOLO 3: metodologia e campionamento	
1. Introduzione.....	48
2. Analisi delle componenti principali.....	49
3. Analisi della performance degli score.....	54
4. Campione.....	55
5. Indici di bilancio.....	56
6. Rendimenti portafoglio.....	56
7. Fasi dell'analisi.....	57
CAPITOLO 4: Risultati analisi empirica	
1. Introduzione.....	60
2. Classification patterns dei ratios delle value e growth companies...	61
3. Stabilità temporale dei patterns.....	68
4. Selezione di indicatori per score e creazione di portafogli.....	72
5. Analisi dei risultati e conclusioni.....	76
6. Alcune considerazioni di sintesi.....	85
APPENDICE	91
BIBLIOGRAFIA	130

Introduzione

“It is inconceivable that accounting data can be analyzed without transferring it into ratios, in one way or another...”
James O. Horrigan (July 1965)

Con questa frase nel 1965 l'allora Assistant Professor dell'Università di Notre Dame James Horrigan concludeva il proprio articolo intitolato *“Some Empirical Bases of Financial Ratio Analysis”*. Da quel momento ci fu una vera e propria esplosione d'interesse verso l'analisi di bilancio intesa come metodo di valutazione e confronto delle performance aziendali e non più solamente quale strumento di indagine del merito creditizio da parte dei credit analysts (Horrigan, 1965). Tuttavia a distanza di molti anni rimane irrisolto il quesito: *“quale indici usare data l'ingente numero di indicatori calcolabili? Quali tra questi hanno maggior significatività ai fini di comparazione e previsione?”*

Nel corso degli anni, numerosi studiosi hanno cercato di dare risposta a questa domanda approcciando il problema in maniera pragmatica, deduttiva oppure induttiva. Il metodo pragmatico consisteva in una classificazione soggettiva dei *ratios* basata per lo più sull'esperienza personale di colui che scrive; il secondo, invece, non basandosi solamente sull'esperienza personale cercava di identificare gli schemi deduttivamente (i.e. triangolo di Du Pont del 1919) mentre l'approccio induttivo, epistemologicamente parlando di stampo logico positivista, utilizzava metodologie statistiche create *ad hoc* per raggruppare empiricamente gli indicatori (Salmi e Martikainen, 1994).

Ripartendo proprio dai contributi afferenti ai metodi di classificazione empirica degli indicatori di bilancio il presente lavoro vuole indagare l'esistenza, o meno, di una differente classificazione dei ratios di bilancio discriminando l'impresa quale value oppure growth. Ciò viene motivato dalla presenza della cosiddetta "value anomaly" ovvero la tendenza delle società value (i.e. quindi quelle società con elevato valori di book to market ratio) di sovraperformare le growth (i.e. quindi società con bassi valori di book to market – Zacks, 2011). Nella letteratura è stato affermato che tale anomalia dipende in larga parte dagli *investors' behavioral biases* pertanto risulta interessante verificare se esistano, a livello di classificazione degli indicatori di bilancio, delle differenze tra le due tipologie di società.

Il presente elaborato si compone delle seguenti parti:

1. Il primo capitolo presenta il *background* teorico, le ipotesi, l'obiettivo di ricerca e la rilevanza dello studio, nonché i contributi alla letteratura.
2. Il secondo capitolo analizza la principale letteratura afferente ai filoni di ricerca che stanno alla base dell'elaborato, in particolare la letteratura inerente a: (a) *classification pattern dei ratios* e (b) *fundamental analysis anomalies*.
3. Nel capitolo terzo sono presentate le principali metodologie statistiche utilizzate nell'analisi empirica. Viene fornita la spiegazione circa il funzionamento dell'analisi delle componenti principali e su come questi siano stati implementati sul campione in esame, ovvero presentato il campione, le variabili ed i principali step dell'analisi.
4. Nel quarto, ed ultimo, capitolo sono presentati i risultati dell'analisi empirica, oltre che i vincoli e le opportunità di future ricerche su questo tema.

*Ai miei Genitori con infinito affetto ed estrema riconoscenza
per avermi messo nella condizione di poter scegliere liberamente*

Capitolo I: Overview della ricerca

1. Introduzione

Le anomalie di mercato (i.e. *accounting anomalies*) sono la manifestazione reale della violazione della *Efficient-market hypothesis* (EMH) secondo la quale il mercato è *fully efficient* (i.e. è in grado di metabolizzare ed incorporare nei corsi azionari tutte le informazioni fino a quel momento disponibili – Fama, 1965; 1970)¹. In altre parole, nuove comunicazioni disponibili sul mercato al tempo t_1 non dovrebbe influenzare in alcun modo i corsi azionari in quanto già incluse al loro interno².

Una delle prime anomalie, riscontrate in letteratura, riguarda proprio quella derivante dal legame tra analista ed informazioni disponibili sul mercato. In particolare si ha anomalia quando l'analista riesce ad ottenere *abnormal returns* mediante l'utilizzo di informazioni che il mercato non è stato in grado di metabolizzare. Ciò significa che: (a)

¹ La visione di un mercato efficiente è stata seriamente messa in discussione negli ultimi anni. Specialmente a seguito di ingenti perdite subite da investitori passivi – ovvero coloro che basano le loro decisioni di investimento sui consigli e sulle opinioni degli analisti in modo 'passivo' – i quali si erano appoggiati all'idea che i corsi azionari delle azioni tecnologiche (i.e. internet bubble per citarne una tra le tante) fossero corretti e rispecchiassero un valore '*fair*' (Penman, 2010).

² Il termine anomalia viene utilizzato per identificare questa distanza tra il prezzo azionario ed il prezzo teorico (ricavato quindi mediante analisi fondamentale). In altre parole, si potrebbe dire che si ha un'anomalia ogniqualvolta non viene rispettata la teoria dei mercati efficienti. Tuttavia, tale termine è stato collegato a molteplici fattispecie di violazioni della EMH, portando, di fatto, ad una difficile interpretazione univoca del termine (Zacks, 2011, p. 117).

il mercato non è in grado di processare rapidamente le informazioni e che (b) il mercato non è in grado di carpire la differente abilità degli analisti (Zacks, 2011, p. 65)

Con una duplice accezione, gli analisti sono considerati: (a) agenti il cui scopo è quello di incrementare l'efficienza dei mercati, oppure (b) un ostacolo all'efficienza stessa dei mercati in quanto non allineati con gli interessi degli investitori (Zacks, 2011). Essi vengono, infatti, chiamati ad esprimere un giudizio sulle società quotate mediante la pubblicazione di *equity reports* all'interno dei quali si trovano le seguenti tre informazioni:

- (1) *target price*;
- (2) metodi di valutazione;
- (3) giudizio finale.

La prima rappresenta il valore teorico al quale dovrebbe essere scambiata l'azione in un futuro più o meno prossimo (generalmente 12 mesi). Si tratta di un'informazione ottenuta mediante l'applicazione dei principali metodi di *valuation* (i.e. discount cash flow, residual income valuation, economic value added, metodi euristici³ etc.), metodi che, a loro volta, costituiscono la seconda informazione fornita⁴. La terza informazione, logica conseguenza dalla prima (di fatto le due sono complementari e non surrogabili), rispecchia un giudizio qualitativo su ciò che l'investitore dovrebbe fare dato il *target price* individuato.

A questo punto bisogna chiedersi dove sia l'anomalia. Di fatto, è stato dimostrato che i *ratios* che esprimono la *market value*, non sono positivamente associati con le raccomandazioni ottimistiche (Zacks, 2011, p. 64).

³ Sul tema si confronti Bradshaw (2004).

⁴ Seppur non fondamentale essa è caldamente consigliata per una maggior condivisione del risultato ottenuto.

Negli ultimi decenni, le ricerche condotte hanno prodotto risultati incoerenti, spesso in contrasto fra loro, nelle quali (modificando il campione, l'orizzonte temporale, il mercato di riferimento) veniva dimostrato ora un legame positivo ora uno negativo. Barber et al. (2001), mediante l'applicazione di una strategia basata sulle *analysts' opinion*, ottennero *abnormal returns* positivi laddove i costi di transazione non fossero inseriti all'interno dell'equazione; viceversa, Bradshaw (2004) non riuscì a trovare relazione positiva tra consenso e *1-year-ahead size-adjusted returns*, anzi vi sono ricerche che vi identificano una relazione negativa. Barber et al. (2003) trovarono una relazione inversa tra raccomandazione *strong buy* ed *abnormal returns* nel periodo 2000/2001 mentre Drake et al. (2009) la riscontrarono durante i quattro anni successivi al 1999 (Wahlen e Wieland 2011)⁵.

Alla base delle ipotesi formulate a priori di tali ultimi autori, vi era lo scetticismo derivante da: (a) la mancata capacità degli stessi analisti di processare efficientemente, e pienamente, le informazioni contenute nei bilanci (Abarbanell e Bushee 1997; Wieland 2006; Wahlen e Wieland 2011) e (b) il dubbio valore delle raccomandazioni *per se*.

Una delle spiegazioni a questo risultato contrastante viene fornita da Bradshaw (2002, 2004) e Demirakos et al. (2004) che hanno constatato che i metodi di valutazione più utilizzati ai fini della formulazione dei *target price* e delle raccomandazioni sono quelli di natura euristica, nei quali i *market-based ratios* e la *personal experience* rivestono un ruolo predominante.

⁵ L'anomalia vera e propria, quindi, si manifesta laddove l'investitore sia in grado di ottenere abnormal returns. Tuttavia in letteratura vi sono studi contrastanti a riguardo; Groth et al. (1979), Bauman et al. (1995) e Kim et al. (1997) – tra molti altri – identificano un legame positivo tra raccomandazione e strategia di investimento, viceversa Cowles (1933), Diefenbach (1972), Logue e Tuttle (1973), Bidwell (1977), Wright (1994), Desai e Jain (1995) hanno identificato un legame negativo tra le due.

Il presente elaborato vuole analizzare in dettaglio questo ultimo punto. Si deve partire dal presupposto che un analista per effettuare una raccomandazione non possa (o non debba) considerare i *market-based ratios* quali strumenti ideali di valutazione e confronto, in quanto essi inducono ad un'autocorrelazione degli errori⁶. In altre parole, il valore fondamentale deve essere stabilito attraverso l'utilizzo di metodi che non includano al loro interno variabili di mercato poiché esse stesse sono il prodotto delle iterazioni e, quindi, delle distorsioni generate dal mercato stesso.

Pertanto l'analista dovrebbe utilizzare informazioni fondamentali per esprimere un giudizio circa una realtà aziendale che sia condivisibile ed oggettivo. Tuttavia ciò porta ad un problema ovvero quale indicatore(i) usare?

Attualmente vi è una proliferazione di indicatori di bilancio, questo problema dipende dal fatto che gli indicatori (esprimendo concetti simili in molti casi) generano una sovrapposizione informativa che porta inevitabilmente ad una duplicazione dell'informazione stessa (Laurent, 1979). Naturalmente, durante l'analisi di bilancio quello che serve è efficienza ed efficacia, le quali sono ottenibili laddove si possano selezionare – da un set iniziale ampio – solamente gli indicatori di bilancio più significativi⁷. Su questa necessità si è attivato un filone di ricerca il cui scopo era quello di classificare empiricamente gli indicatori di bilancio. Gombola e Ketz (1983b, pp. 45-46) affermarono che *“For example, both times interest earned and debt/assets are leverage ratios, but they measure slightly different aspects of using debt. Likewise, both*

⁶ A riguardo si legge *“we note that many capital market participants are using the same information sources to forecast future earnings and stock returns. This has lead to increased correlation in stock price movements, creating interesting market settings to explore how information is impounded into security prices”* Richardson et al (2010, p.412).

⁷ Laurent (1979) affermò infatti che *“financial analysis would be considerably enhanced if this redundancy was removed by identifying a small critical set of independent financial ratios or measures which contain most, if not all, of the information in the complete set of financial ratios (p. 401)”*.

return on sales and return on equity are profitability ratios, but they measure slightly different aspects of profitability. Without analyzing empirical relationships among ratios, it cannot be determined whether both belong to one homogeneous group and are essentially redundant, or whether they belong to different groups of ratios. [...] Instead of the user performing the groupings according to the correlation coefficients, the grouping procedure could be performed via factor analysis. Factor analysis takes a correlation matrix (or covariance matrix) among original variables as input and constructs new variables where the number of new variables (called factors) to be retained is smaller than the number of variables in the original data set. If the correlation coefficient between one of the original variables and a factor is close to unity then that original variable can be used to represent the factor. In this manner, a large set of variables can be reduced to a much smaller set, where the smaller set of variables is then used for some predictive, explanatory, or descriptive purpose. The user's task is made much easier if relationships or patterns among financial ratios are stable across time and across different companies. In that case, a reduced set of financial ratios obtained from a larger variable set during one time period could be used during other time periods, and for other companies as well”.

Quanto affermato da Gombola e Ketz rispecchia l'essenza della ricerca della classificazione empirica dei financial ratios e, in particolare, l'obiettivo del presente elaborato.

Partendo dal presupposto che l'anomalia derivante dagli analisti si generi perchè gli stessi utilizzano indicatori *market based* (i.e. quindi portatori di autocorrelazione negli errori) e che quindi ricorrendo ad un indicatore *accounting based* si potrebbe eliminare tale problematica, il presente elaborato vuole verificare se sia possibile generare una

classificazione empirica degli indicatori di bilancio delle società manifatturiere suddividendole in *value* e *growth* companies. Soprattutto, si pone come obiettivo quello di creare uno score in grado di anticipare *future firm's performance* mediante la selezione empirica dei segnali fondamentali.

2. *Oggetto di studio e research questions*

Obiettivo del presente elaborato è quello di studiare la relazione tra i rendimenti azionari e le informazioni fondamentali contenute nei bilancio di esercizio. L'idea alla base della presente tesi si basa sullo scetticismo esistente in letteratura circa la capacità degli analisti – attori che per definizione influenzano il mercato con le loro *opinion* – di elaborare efficacemente, e completamente, le informazioni risiedenti nei bilanci di esercizio (Wahlen e Wieland, 2011).

L'oggetto dell'analisi rientra nel filone di ricerca delle anomalie contabili (i.e. *accounting anomalies*), ovvero all'interno di quel filone di ricerca nel quale si indaga perché vi sia distanza tra valore fondamentale e valore di mercato di un'azienda, ovvero si cerca di capire come, e quanto, le informazioni fondamentali confluiscono all'interno dei corsi azionari e se di fatto esistono delle violazioni alla teoria dei mercati efficienti.

Tale filone di ricerca ha suscitato molto l'interesse in campo accademico e in campo professionale, in quanto è obiettivo comune quello di cercare di capire come il mercato analizzi le informazioni contabili delle varie società. A conferma di questo duplice interesse, Richardson et al. (2010) eseguendo un'analisi bibliografica sugli ultimi articoli e *working papers* pubblicati riguardo il tema delle anomalie contabili sono arrivati alla conclusione che, integrando la loro analisi con questionari inviati direttamente ad accademici ed analisti finanziari, il topic sia uno dei più interessanti ove convogliare gli

sforzi per ricerche future. Quello che, unitamente ad altre considerazioni operative, gli Autori stabiliscono essere il punto di svolta necessario riguarda il tema della previsione. Per quanto il termine sia generico e possa evocare molteplici ambiti di applicazione, si tratta per lo più dell'esercizio di previsione dei risultati futuri da parte degli analisti finanziari. Si comprenderà in seguito che fornire una struttura previsionale più completa – convogliando quindi *'multiple accounting attributes'* – potrebbe avere risvolti enormi all'interno del mondo finanziario in quanto ciò aiuterebbe e supporterebbe notevolmente il processo decisionale nelle fasi d'investimento degli investitori, siano essi correnti o solo potenziali⁸.

L'investitore generalmente viene influenzato dalle opinioni degli analisti. Ma che succede se l'opinione degli analisti è correlata negativamente con i rendimenti azionari? Potrebbe l'investitore battere il mercato utilizzando solamente le informazioni fondamentali? Potrebbe agevolare il suo processo decisionale se avesse a disposizione un metodo capace di sintetizzare le innumerevoli informazioni contabili in numero inferiore e quindi più gestibile?

Partendo da queste domande, l'obiettivo del presente elaborato è quello di studiare l'esistenza di *fundamental analysis anomalies* cercando di porvi rimedio mediante l'adozione di un metodo statistico appropriato capace di: (a) sintetizzare ed elaborare congiuntamente più informazioni contabili, disponibili al tempo t , e (b) anticipare i risultati futuri dei corsi azionari al tempo $t+1$ sulla base dei punteggi (i.e. score) ottenuti al punto (a)⁹.

⁸ Coerentemente con la prospettiva dell'investitore potenziale, uno degli obiettivi più ambiziosi è indagare, e comprendere, le proprietà delle *financial accounting information* e soprattutto come queste possono contribuire ad aiutare i processi previsionali (Richardson et al, 2010, pp.419).

⁹ Il presente elaborato parte dal presupposto che eventuali movimenti futuri siano previsti mediante il ricorso delle informazioni disponibili ad una data certa (presente o passata) senza quindi utilizzare metodi previsionali quali ARMA, ARIMA o simili. Tale scelta fonda la sua essenza nel concetto matematico di

Pertanto, il presente elaborato si pone i seguenti obiettivi:

1. Verificare se esistono delle classificazioni gerarchiche differenti tra azioni value e growth. In particolare: (a) Quali ratios sono rilevanti, data la vasta scelta di indicatori? (b) È possibile trovare combinazioni lineari stabili nel tempo? e (c) Vi è differenza a tra value e growth companies?
2. Verificare se vi è stabilità temporale (i.e. non sia una classificazione “momentanea”);
3. Verificare se sia possibile creare portafogli winner e losers sulla base degli effetti “segnale” dei ratios indicati quali più significativi dall’analisi componenti principali.

3. Letteratura di riferimento e contributo del presente studio

Il presente elaborato unisce in se due filoni di ricerca. Il primo riguarda quegli studi che negli anni settanta hanno cercato di classificare empiricamente i ratios di bilancio mentre il secondo rientra nel filone di ricerca appartenente alle anomalie derivanti dall’analisi fondamentale (i.e. *fundamental analysis anomalies* – Zacks, 2011).

Partendo dal filone di ricerca della classificazione empirica degli indici finanziari, possiamo dire che gli studi condotti fino a questo punto (si confronti il paragrafo 3.2 per una review approfondita) si sono posti quale obiettivo quello di trovare la risposta alla seguente domanda: *‘quale indici usare dato l’ingente numero di indicatori calcolabili? Quali tra questi hanno maggior significatività ai fini di comparazione e previsione (Chen*

martingale (processo stocastico) secondo il quale la miglior previsione future in una sequenza è uguale al valore certo di oggi data la piena conoscenza di tutte le informazioni (e valori) precedenti a tale data.

e Schimerda, 1981)? E infine, sempre o solo in alcune particolari condizioni (i.e. *value vs. growth*)?

Seguendo il framework di riferimento di Salmi e Martikainen (1994), vi sono 4 metodi di classificazione degli indici: pragmatico, deduttivo, empirico e confirmatorio. Il primo metodo, quello pragmatico (Horrigan 1968), viene spesso utilizzato nei libri di *accounting* in quanto consiste in una classificazione soggettiva dei *ratios* basata, in genere, sull'esperienza personale di colui che scrive. Il secondo metodo di raggruppamento, non basandosi sull'esperienza personale, utilizza un approccio deduttivo per classificare gli indicatori (i.e. triangolo di Du Pont del 1919 attraverso il quale, mediante la fusione del *return on sales* e del *return on assets*, si poteva ottenere l'indice di rotazione dell'attivo). L'approccio induttivo, epistemologicamente parlando di stampo positivista, consente di raggruppare in schemi (i.e. *patterns*) gli indicatori attraverso tecniche statistiche create *ad hoc*. In letteratura, tali metodologie erano – principalmente – l'Analisi Fattoriale (AF) e l'Analisi delle Componenti Principali (ACP). Attraverso l'ultimo metodo di classificazione (confirmatorio) si cerca, infine, di formulare una classificazione *a priori* confermata poi da una '*confirmatory factor analysis*'.

Il presente elaborato si colloca esattamente nel *continuum* del terzo filone di ricerca, ovvero si prefigge l'obiettivo di identificare empiricamente un set di indicatori significativi, ma non correlati tra loro. Nella letteratura si sono susseguiti studi che avevano come scopo quello di analizzare: (a) la stabilità dei pattern trovati nel lungo periodo (e.g. Pinches et al., 1973; Ezzamel et al., 1987a) e nel breve (e.g. Pinches et al., 1975; Gombola and Ketz, 1983a; Devin and Seaton, 1995), (b) su differenti industrie (e.g.

Johnson, 1978 e 1979; Gombola and Ketz, 1983b; Ketz, 1990; Martikainen, 1994) e (c) in differenti paesi (e.g. Yli-Olli e Virtanen 1989, 1990).

Premesso che non vi sono stati precedenti studi che hanno analizzato la classificazione empirica dei ratios suddividendo il campione composto da imprese operanti nella medesima industria in *value e growth companies*, il presente elaborato vorrebbe contribuire ad incrementare la letteratura corrente indagando tale fenomeno.

Per quanto concerne il secondo filone di ricerca analizzato, esso riguarda le cosiddette anomalie di mercato e, in particolare le anomalie derivanti dall'analisi fondamentale.

Come noto, la teoria del mercato efficiente si basa sull'assunto che ogni informazione finanziaria sia inclusa e riflessa nel prezzo azionario. Se così fosse l'analisi di tali informazioni 'fondamentali' non potrebbe essere utilizzate per ottenere extra rendimenti, o come si dice nel gergo di Wall Street "*beat the market*". Nella letteratura accademica vi sono numerosi studi che hanno focalizzato la loro attenzione sulla capacità delle informazioni di bilancio di prevedere rendimenti futuri lasciando da parte le stime e le opinioni degli analisti: *fundamental analysis anomalies*.

L'approccio utilizzato per separare le azioni *winner* da quelle *loser* è attuato mediante individuazione del valore intrinseco dell'azione sia mediante identificazione dell'errore sistematico indotto dalle errate aspettative del mercato (Piotroski, 2000). Ciò non di meno i principali studi a riguardo avevano in comune: (a) l'obiettivo : identificare informazioni di bilancio capaci di prevedere rendimenti future positivi e (b) l'ipotesi di fondo : il mercato non è in grado di incorporare nei prezzi gli utili attesi e le informazioni di bilancio. Tuttavia tali studi hanno sollevato numerose critiche in quanto l'approccio seguito da alcuni (e.g. Ou e Penman, 1989) piuttosto che da altri (e.g. Lev e Thiagarajan,

1993; Abarbanell e Bushee, 1998) era o troppo distante dalla teoria oppure troppo vincolato all'esperienza soggettiva.

Piotroski (2000) e Mohanram (2005), per citare i più influenti, hanno approcciato il problema con il metodo degli score, in altre parole i due Autori hanno eseguito a priori una scelta pragmatica su quali indicatori potessero essere in grado di: (a) cogliere molteplici aspetti della vita dell'impresa (Piotroski si focalizzò sulle value companies mentre Mohanram sulle growth) e (b) separare le vincenti dalle perdenti. Così facendo gli score individuati confermarono che le informazioni storiche disponibili nei bilanci di esercizio (e non composte da informazioni market-based) erano in grado di separare le azioni in base alla loro performance futura.

Tuttavia uno dei limiti principali di tali studi è la soggettività nella scelta degli indicatori utilizzati per creare sia l'F_Score sia il G_Score; infatti, oltre al problema del campionamento, molti studi seguenti hanno obiettato alcuni degli indicatori selezionati dagli autori. Ed è su questo punto che il presente elaborato trova il suo fondamento: utilizzando l'analisi delle componenti principali dinamiche si risolve il problema della self-selection degli indicatori. Di fatto la procedura consente di : (a) utilizzare i dati aggregati sotto forma di combinazione lineare (i.e. utilizzo della componente singola) oppure (b) utilizzare gli indicatori singoli che all'interno di ogni componente hanno il factor loading più elevato.

Il presente elaborato, alla luce della review della letteratura e degli obiettivi che si pone di raggiungere, vuole contribuire ad ampliare gli attuali filoni di ricerca perché :

1. è l'unico studio che a distanza di trent'anni ripropone un approccio di classificazione degli indicatori di bilancio delle società manifatturiere empiricamente mediante l'utilizzo di ACP;

2. è il primo studio che esegue tale analisi separando le azioni value da quelle growth;
3. è il primo studio che propone un metodo di score mediante la selezione di variabili fondamentali selezionate dai risultati delle componenti principali;
4. è il primo studio che inserisce all'interno della matrice di ACP le variazioni (Δy_{oy}) delle variabili fondamentali;
5. è il primo studio che confronta la effettiva capacità di differenti metodi di scoring di separare le imprese winner dalle loser (e.g. F_Score e G_score).

4. *Implicazioni della ricerca*

Il presente elaborato, pertanto, presenta forti implicazioni pratiche in campo professionale ed accademico. Al riguardo, si pensi agli analisti finanziari che devono fornire opinioni su di un'azienda specifica in termini di *'strong buy'*, *'buy'*, *'hold'*, *'underperform'* e *'sell'*, oppure si pensi ad un ricercatore il quale deve implementare un modello multivariato per identificare quali siano le discriminanti delle imprese in bancarotta rispetto a quelle sane. Entrambi hanno bisogno di efficienza ed efficacia quali espressioni di: utilizzo di un numero controllato e limitato di ratios e, consequenzialmente, selezione di quelli più significativi. Così facendo, si dovrebbe ottenere una maggior significatività unita ad una minore multicollinearità.

Il presente elaborato, con i suoi risultati, fornisce adeguato supporto ad entrambe queste condizioni attraverso l'identificazione dei ratios più significativi delle imprese manifatturiere (USA) value e growth.

5. *Metodologia*

Il metodo statistico che meglio si presta a tal scopo è l'Analisi delle Componenti Principali (ACP). Questa è una tecnica multivariata che viene implementata al fine di ridurre il numero di variabili mediante la creazione di un nuovo loro set che sia: (a) numericamente inferiori al numero di variabili originali, (b) una combinazione lineare delle precedenti variabili, (c) tra loro correlate e (d) che racchiudono un elevato contenuto informativo¹⁰. Inizialmente, l'ACP identifica le nuove componenti in un numero uguale alle variabili iniziali; tuttavia solamente un numero ridotto sarà statisticamente significativo¹¹. Al fine di verificare l'efficienza degli indicatori risultanti dall'applicazione dell'ACP e per verificare se una strategia fondamentale basata non su indicatori selezionati *ad hoc* ma selezionati empiricamente in base alla loro rilevanza riesce a generare performance positive, il presente elaborato utilizza il medesimo approccio seguito da Piotroski (2000) e Mohanram (2005).

Sono state separate le imprese *winner* dalle *losers* sulla base di informazioni contabili reperibili dagli *annual reports*. In particolare, seguendo il concetto di *score* proprio delle due anzidette ricerche, attraverso l'analisi delle componenti principali (eseguita su entrambi gli emisferi: *value e growth companies*) vengono selezionati – all'interno di ogni componente – gli indicatori più significativi (i.e. dal più elevato *factor loading*) e poi viene assegnato un valore di 1 se l'indicatore selezionato produce un segnale positivo e 0 altrimenti¹². Lo score finale (*L_score*) è calcolato quale sommatoria di tutti i singoli punteggi ottenuti per ogni indicatore scelto.

¹⁰ Ciò perché la prima componente principale viene estratta sotto la condizione che sia a massima varianza.

¹¹ La differenza tra l'ACP e l'AF è che l'obiettivo dell'analisi fattoriale è quello di scoprire un fattore latente che sia in grado di spiegare la correlazione esistente tra le variabili originali, l'ACP invece ne deriva una combinazione lineare delle stesse.

¹² In tal maniera si utilizzano le informazioni più significative, non correlate tra loro e non sovrapposte, per creare lo score finale. Così facendo si utilizza l'assunto di base dell'approccio empirico (i.e. evitare selezioni *ad hoc*) e si sfrutta la capacità intrinseca dell'ACP di evidenziare quale sia il "peso" della variabile all'interno di una componente precisa.

Capitolo II: Review della letteratura

1. Introduzione

Il presente elaborato unisce in se due filoni di ricerca. Il primo riguarda quegli studi che negli anni settanta hanno cercato di classificare empiricamente i ratios di bilancio mentre il secondo rientra nel filone di ricerca appartenente alle *accounting anomalies* (in particolare si tratta delle anomalie derivanti dall'analisi fondamentale). Obiettivo del presente paragrafo è quello di presentare una rassegna dettagliata dei contributi più rilevanti appartenenti ai due *topics* così da poter dare una collocazione puntuale di quale sarà il contributo del presente elaborato.

2. La classificazione degli indicatori di bilancio

Da quando Horrigan, nel 1965, affermò che ‘il prodotto unico dell'evoluzione dell'Accounting discipline negli USA è senza ombra di dubbio lo sviluppo dell'analisi di bilancio per analizzare i bilanci’, molte cose sono cambiate. Inizialmente l'analisi dei *ratios* era utilizzata, dagli analisti di credito i quali giudicavano il merito creditizio di un'azienda mediante comparazione degli indicatori di bilancio con degli *standard benchmark*; tuttavia dalla fine del 1920 vi fu una rapida espansione tanto da contagiare figure eterogenee di analisti ed istituzioni (Horrigan, 1965)¹³.

¹³ A riguardo Horrigan (1968, p. 284) affermò che “the primary cause of the evolution of ratio analysis in general was Euclid's rigorous analysis of the proprieties of ratios in Book V of his Elements in about 300 B.C. [...] The first causes of financial statement analysis can be traced back to the last stages of America's

L'analisi di bilancio è da sempre uno degli strumenti più importanti a sostegno del *decision making process* degli investitori (Yli-Olli e Virtanen, 1989). L'informazione contenuta nei bilanci rappresenta il punto fondamentale di contatto tra l'azienda e l'ambiente esterno; di fatto, è proprio attraverso tali informazioni che le imprese si confrontano con molteplici portatori di interesse. L'analisi per indici è uno degli strumenti più utilizzati dagli analisti finanziari in quanto permette di fornire una immagine della situazione finanziaria della società in un preciso momento (Muresan e Wolitzer 2004); in particolare laddove il numeratore e/o il denominatore derivano dal conto economico si chiama analisi di bilancio dinamica, mentre laddove entrambi derivano da stato patrimoniale si chiama *static financial ratio analysis* (Salmi e Martikainen, 1994, p. 3). Gli indicatori finanziari vengono usati con approccio poliedrico per valutare: la solvibilità di un'azienda, la bontà e redditività di un business, la performance aziendale, manageriale, etc. (Barnes, 1987).

A riguardo, lo stesso Autore individua – in accordo con Whittington (1980) – due tipologie di utilizzo di questi indicatori: uno di tipo tradizionale (normativo) ed uno di tipo positivo/empirico (generalmente a scopo predittivo). Il primo ci riporta agli inizi del 1900 quando gli analisti volevano ‘comparare’ il merito creditizio di una società con degli *standard*, mentre il secondo, vista la sua natura empirica, venne utilizzato dalla metà del XX secolo da due figure professionali ben distinte: gli analisti finanziari e i ricercatori accademici¹⁴. I primi utilizzavano gli indicatori con modalità *forward-looking* ovvero

drive to industrial maturity in the last half of the Nineteenth Century. As the management of enterprise in the various industrial sectors transferred from the enterprising capitalists to the professional manager and as the financial sector became a more predominate force in the economy, the need for financial statements increased accordingly”.

¹⁴ Horrigan stabilì che vi era una sovrapposizione tra l'approccio manageriale e quello creditizio durante la fase di analisi dei ratios. Infatti il primo enfatizzava le misure di performance (e profitto) mentre il secondo enfatizzava l'abilità di pagare i debiti. Benché, a quel tempo, fossero entrambe utilizzate l'analisi creditizia aveva una maggiore importanza. Pertanto bisognava guardare prima alla *credit analysis* per capire come l'analisi di bilancio si sia evoluta (Horrigan, 1968, p. 285).

cercavano di prevedere le variabili finanziarie future (e.g. il profitto futuro moltiplicando i ricavi previsti per il margine di profitto – Barnes, 1987, p.449), mentre i secondi utilizzavano tali indicatori come *input* nei loro modelli previsionali (regressioni, test ipotesi, analisi multi discriminante, anova, etc.). Molte di queste ricerche si prefiggevano l'obiettivo di: prevedere stadi d'insolvenza (Libby, 1975; Taffler, 1981, 1982, 1983; Laitinen, 1991; Ganesalingam e Kumar, 2001; Gombola *et al.*, 1987); valutare le performance aziendali (Taffler e Sudarsanam, 1980; Schatzberg e Weeks, 2004; Meric e Meric, 1994; Hutchinson *et al.*, 1988); quantificare il rischio di mercato (Elgers, 1980; Melicher, 1974); ottenere rating obbligazionari (Pinches e Mingo, 1973); identificare le determinanti nei processi di M&A (Barnes, 1990; Zankis e Zopounidis, 1997; Sorensen, 2000)¹⁵.

Per quanto sia stato, e sia ancora, un argomento molto indagato, ad oggi è difficile dare una risposta, ad esempio, alla solita domanda: *'quale indici usare data l'ingente numero di indicatori calcolabili? Quali tra questi hanno maggior significatività ai fini di comparazione e previsione?'*¹⁶

È un tema alquanto rilevante per le evidenti ricadute. A riguardo, si pensi agli analisti finanziari che devono fornire opinioni su di un'azienda specifica in termini di *'strong buy'*, *'buy'*, *'hold'*, *'underperform'* e *'sell'*, oppure si pensi ad un ricercatore il quale deve implementare un modello multivariato per identificare quali siano le discriminanti delle imprese in bancarotta rispetto a quelle sane. Entrambi hanno bisogno di efficienza ed efficacia quali espressioni di: utilizzo di un numero controllato e contenuto di ratios (data

¹⁵ In Kordogly, 2010, p. 79.

¹⁶ Chen e Shimerda (1981) si posero la medesima domanda. Infatti si legge che *"there is one recurring question with the use of financial ratios: which ratios, among the hundreds that can be computed easily from the available financial data, should be analyzed to obtain the information for the task at hand? (p. 51)"*. In altre parole, essendovi una sovrapposizione informativa degli indicatori di bilancio, bisognava capire quali selezionare e quali eliminare.

l'innumerabile quantità calcolabile) e, quindi, selezione di quelli più significativi. Così facendo, si dovrebbe ottenere una maggior significatività unita ad una minore multicollinearità.

A tale scopo, durante gli anni 70, sono state condotte ricerche accademiche il cui obiettivo era di individuare un metodo di classificazione dei *financial ratios* in grado di disporli in ordine gerarchico tra di loro al fine di ridurne la numerosità¹⁷.

Salmi e Martikainen (1994) proposero un *framework* nel quale inserirono i differenti risultati ottenuti dalle ricerche condotte fino a quel momento. Gli Autori identificarono quattro metodi di classificazione degli indici: pragmatico, deduttivo, empirico e confermativo.

Il metodo *pragmatical empiricism*, così come coniato da Horrigan nel 1968, viene utilizzato spesso nei libri di *accounting* in quanto consiste in una classificazione soggettiva dei *ratios* basata per lo più sull'esperienza personale di colui che scrive¹⁸. In virtù di tale soggettività, come giustamente ricordato da Courtis (1978), non si può parlare di una classificazione univoca in quanto essa stessa rappresenta il frutto di differenti esperienze personali. Per questo, lo stesso Horrigan (1968) già dieci anni prima di Courtis (1978) aveva manifestato la necessità di un'esplicita struttura teorica circa la classificazione dei *ratios* finanziari. Si legge, infatti, che *'from a negative viewpoint, the most striking aspect of the present state of ratio analysis is the absence of an explicit theoretical structure. Under the dominant approach of "pragmatical empiricism", the user of ratios is required to rely upon the authority of an author's experience. As a result,*

¹⁷ Chen e Shimerda (1981) analizzarono 26 studi condotti – fino a quell'anno – sul tema della classificazione gerarchica dei *ratios*. Trovarono più di 100 *financial items*, dei quali 65 quali indicatori di bilancio.

¹⁸ A riguardo si possono elencare, in maniera non esaustiva, i seguenti manuali: Weston e Brigham (1972), Lev (1974), Beaver (1977), Foster (1978, 1986), Tamari (1978), Morley (1984), Bernstein (1989), White et al. (1994), Brealey e Myers (1988) in Salmi e Martikainen (1994).

the subject of ratio analysis is replete with untested assertions about which ratios should be used and what their proper levels should be; and, similarly, the expected relationships of the various ratios with a quantification of some desired, or undesired, end have generally not been formulated. Studies have been conducted on the efficiency of ratios in predicting financial difficulties; but these have not been incorporated into the literature (Horrigan, 1968, p. 294).

Il secondo metodo di raggruppamento, utilizza un approccio deduttivo per classificare gli indicatori. Il classico esempio è il triangolo di Du Pont del 1919, che permetteva, mediante la fusione del *return on sales* e del *return on assets*, di ottenere l'indice di rotazione dell'attivo. Il sillogismo di base è il seguente: se *profit* sta a *sales* e *profit* sta ad *assets* allora posso dedurre che *sales* sta ad *assets*. A riguardo si ritiene che il contributo maggiore a tale approccio sia da imputarsi a Courtis (1978). Obiettivo del suo lavoro era quello di elaborare un framework categorico per classificare “*normative financial ratios as they relate to the financial analysis of an entity's financial statements (p. 371)*”. In altre parole, l'Autore voleva ottenere “*deduttivamente*” uno schema di analisi tale da incorporare tutte le dimensioni della performance aziendale (a riguardo il suo schema si poneva l'obiettivo di esaminare l'essenza di *profitability*, *solvency* e *managerial performance*¹⁹) così da poter supportare gli analisti finanziari durante la fase di selezione degli indicatori finanziari che poi sarebbero serviti a valutare – e quindi confrontare – le imprese tra di loro. Pertanto, partendo da una *review* di (a) 12 studi predittivi (i.e. concentrati, quindi, sulla capacità predittiva degli indicatori), (b) 10 manuali accademici di *Accounting and Finance* e (c) 4 ulteriori risorse (i.e. pubblicazioni ed analisi fornite da Robert Morris Associates, Dun and Bradstreet, Leo Troy, oltre che

¹⁹ A riguardo si guardi il Diagramma 1 (Courtis, 1978, p. 373).

da enti governativi, banche ed altre associazioni)²⁰ l'autore ottenne una lista di 79 indicatori.

Tuttavia, considerato il numero elevato di *ratios* che si possono generare, il problema che si pose Courtis (1978) era di scegliere come raggruppare tra di loro gli indicatori al fine di assicurare che le “*salient corporate characteristics can be filtered, while also being able to portray the more important relationships between the ratios themselves (p. 379)*”. Pertanto, senza volere scegliere il miglior metodo di classificazione degli indicatori bensì quello che potesse essere il più flessibile nel identificare la relazione tra gli indicatori stessi, l'autore si pose tre domande essenziali (considerate dallo stesso quali punti d'interesse per tutti coloro che ruotano attorno all'azienda): (a) l'entità sta guadagnando? (b) il management è valido? e (c) l'azienda rimarrà all'interno del business? Sulla base di queste tre domande, lo stesso Autore articolò il proprio framework: profitto, *performance* manageriale e solvibilità ponendo all'interno di ognuna di tali categorie i 79 indicatori di bilancio precedentemente ottenuti. Senza entrare nella composizione specifica di ognuna delle suddette categorie, quello che deve interessare è che mediante questo approccio Courtis (1978) è stato in grado di comprendere all'interno della sua analisi tutti gli aspetti legati alla *performance* aziendale (intesa non solo quale margine sulle vendite o redditività del capitale). Ciò non di meno, lo stesso Autore enfatizzò come non fosse necessario utilizzare tutti i ratios appartenenti alle varie categorie per indagare un tratto saliente della performance aziendale, in quanto gli stessi sono allinati tra loro. In altre parole, al fine di evitare una sovrapposizione del contenuto

²⁰ Per la lista completa degli studi passati in rassegna da Courtis (1978) e dei ratios selezionati in ogni ricerca si confronti con le tabelle 1 (12 studi predittivi), 2 (10 manuali di Accounting e Finance) e 3 (4 risorse aggiuntive) a pagina 374 e segg.

informativo dei ratios, l'analista doveva selezionare unicamente l'indicatore che meglio si prestava a rappresentare la caratteristica indagata (i.e. uno di ogni categoria).

Courtis (1978) si pose la seguente domanda: *quale indicatore, all'interno di ogni categoria, bisogna scegliere?* La risposta ha generato il filone di ricerca della classificazione empirica dei *ratios* (i.e. metodo induttivo)²¹.

L'approccio induttivo è quello che ha maggiormente stimolato l'attenzione e la curiosità dei ricercatori accademici. Attraverso quest'approccio, gli indicatori vengono raggruppati empiricamente mediante tecniche statistiche create *ad hoc*. Il primo studio dedicato al tema fu quello di Pinches, Mingo e Caruthers (1973). Gli autori, con un approccio definito pionieristico per quell'epoca, ricorsero all'analisi fattoriale (chiamata anche *factor analysis* e confusa talvolta con l'analisi delle componenti principali²²) per classificare, su di un orizzonte temporale di 19 anni (cadenza sessennale), 51 ratios calcolati su di un campione di 221 aziende. Quale risultato ottennero 7 fattori (altrimenti chiamati 'componenti' laddove estrapolati attraverso analisi dei componenti principali) capaci di sintetizzare le informazioni circa: 1) Return on investment, 2) capital intensiveness, 3) inventory intensiveness, 4) financial leverage, 5) receivables intensiveness, 6) short-term liquidity, e 7) cash position. Il risultato, una riduzione del numero di variabili pari all'86% capace, tuttavia, di mantenere il 78% ed il 92% (a seconda dell'anno di osservazione) della variabilità originale.

²¹ Tuttavia, bisogna precisare che nel corso degli anni l'approccio deduttivo aveva raggiunto una posizione di stallo confondendosi, e confrontandosi, spesso con l'approccio confirmatorio (Salmi e Marikainen, 1994).

²² Si consideri che Chen e Shimerda (1981) a pagina 53 affermarono che Pinches et al. (1973) utilizzarono l'analisi delle componenti principali nella loro ricerca quando in realtà gli stessi Pinches et al. (1973) affermano a pagina 389 che "*In this study factor analysis is employed to isolate independent patterns of financial ratios*".

A questa ricerche ne seguirono molte altre. Tra queste, nel rimandare la trattazione delle più autorevoli al prossimo paragrafo, si possono elencare: Pinches e Mingo (1973), Pinches, Eubank, Mingo e Caruthers (1975), Johnson (1978, 1979), Chen e Shimerda (1981), Gombola e Ketz (1983), Ezzamel et al. (1987a), Hutchinson et al. (1988), Yli-Olli and Virtanen (1989, 1990) e Martikainen et al. (1994).

Per quanto riguarda, invece, l'ultimo metodo di classificazione, si tratta del metodo confirmatorio. Nato dalla volontà di superare i limiti degli approcci deduttivo ed induttivo, cerca di formulare una classificazione *a priori* degli indicatori confermata poi da una *confirmatory factor analysis*.

Uno dei primi esempi di metodo confirmatorio si ha con Laurent (1979). Partendo da un campione di 63 società quotate nel mercato di Hong Kong, Laurent dapprima evidenzò – ricorrendo a testi e manuali di finanza – un set di 60 indicatori di bilancio per poi arrivare, sulla base del framework di Courtis (1978), ad un set di 45 indicatori unici. Una volta ottenuti tali indicatori, calcolati solamente per un anno, al fine di ridurre il numero in un set minore dall'alto contenuto informativo (i.e. bassa collinearità), Laurent applicò il metodo dell'Analisi delle Componenti Principali ottenendo così, da un lato, un set di 10 indicatori – rispetto ai 45 iniziali – in grado di spiegare l'80% della varianza totale, mentre, dall'altro, ottenne la conferma della categorizzazione precedentemente formulata da Courtis (1978)²³.

Il metodo confirmatorio non aggiunge una gran innovazione alla classificazione empirica. Di fatto l'unica differenza tra le due è che con il secondo metodo (i.e. confirmatorio) si vuole verificare se una classificazione *a priori* - sia essa pragmatica (e.g.

²³ Successivamente a Laurent (1979), vi sono stati altri studi che hanno seguito il metodo confirmatorio. Tra questi Salmi e Martikainen (1994) riportano Pohlman and Hollinger (1981), Luoma e Ruuhela (1991), Kanto e Martikainen (1991, 1992).

Lev, 1974) o deduttiva (i.e. Courtis, 1978) – è verosimilmente verificata dai metodi empirici quali *factor analysis*, analisi componenti principali, *confirmatory factor analysis*, etc.

In base a ciò, il presente elaborato si colloca esattamente nel *continuum* del terzo filone di ricerca, ovvero si prefigge l'obiettivo di identificare empiricamente un set di indicatori significativi, ma indipendenti tra loro. In questo modo, si ottiene una: (a) riduzione nel tempo e nello spazio del numero di *ratios* e (b) riduzione notevole della correlazione *inter ratios*: in altre parole, efficienza ed efficacia.

2.1. Classificazione Empirica

Attraverso il metodo di classificazione empirico, vengono raggruppati gli indicatori di bilancio mediante tecniche statistiche create *ad hoc*. In letteratura, tali metodologie hanno preso il nome di Analisi Fattoriale (AF) ed Analisi delle Componenti Principali (ACP). L'obiettivo di tali metodologie è trovare la soluzione al problema evidenziato da Gombola e colleghi (1983b), ovvero “*a bewildering array of potentially useful financial ratios is available for use. The user, however, will usually want to make decisions based on only a few ratios (p. 45)*”.

Perciò la finalità di tali metodologie è quella di ridurre il numero di indicatori in un numero inferiore, ma dall'alto contenuto informativo. Questo perché, se due indicatori sono altamente correlati (e.g. un coefficiente di correlazione ρ superiore al 50%), significa che detengono – e quindi sovrappongono (laddove usati nello stesso contesto) – la stessa informazione; viceversa laddove vi sia bassa correlazione significa che i due indicatori sono unici nella loro essenza e pertanto possono essere utilizzati entrambi. Tornando però al caso in cui i ratios abbiano una correlazione elevata, in tal caso possiamo affrontare il

problema in due modi: (a) mediante analisi fattoriale (semplicemente Af), oppure (b) attraverso l'analisi delle componenti principali (semplicemente Acp). Vediamo in cosa differiscono i due approcci. Nel primo caso, laddove si preferisca utilizzare l' Af, si ottiene un fattore che è alla base dei due (o più) ratios analizzati (di fatto si cerca un fattore latente che sia alla base dei due – o più – indicatori scelti), mentre attraverso l' Acp si ottiene una combinazione lineare degli stessi. Il vantaggio di entrambi gli approcci è che sia i fattori sia le componenti sono indipendenti tra loro (i.e. non sono correlate).

Quindi, sebbene l' ACP e l' AF siano utilizzate in maniera alternativa nelle ricerche che si andranno a presentare nel proseguo, bisogna precisare che esse hanno il vantaggio di ridurre il numero di variabili iniziali, ma differiscono (metodologicamente parlando) nella loro natura (e.g. combinazione lineare vs. fattore latente).

Nel rimandare la trattazione circa la metodologia utilizzata in tali ricerche al prossimo capitolo, in questo paragrafo saranno ricordati i contributi più influenti circa i metodi di classificazione empirica degli indicatori di bilancio. Al fine di rendere più chiaro come tale filone di ricerca si sia evoluto, sono stati raggruppati i differenti contributi sulla base della loro finalità d'indagine. Tra queste vi sono: (a) analisi della stabilità della classificazione trovata nel lungo periodo (e.g. Pinches et al., 1973; Ezzamel et al., 1987a) e nel breve (e.g. Pinches et al., 1975; Gombola and Ketz, 1983b; Devin and Seaton, 1995), stabilità su differenti *industry* (e.g. Johnson, 1978 e 1979; Gombola and Ketz, 1983b; Ketz, 1990; Martikainen, 1994) e differenti *countries* (e.g. le ricerche prodotte dalla scuola Finlandese – Yli-Olli e Virtanen 1989, 1990).

Ai fini della trattazione si ritiene opportuno articolare la review dei suddetti contributi seguendo lo schema suddetto.

2.2. Analisi di stabilità di breve e lungo periodo

Il primo studio che si è occupato di analizzare la stabilità temporale della classificazione empirica degli indicatori di bilancio è quello di Pinches *et al.* (1973); anzi, si può dire che sia stato il primo esempio di come l'analisi fattoriale potesse essere impiegata a tale scopo.

Obiettivo della ricerca era sviluppare una *taxonomies* empirica dei ratios finanziari e verificarne la stabilità temporale di lungo periodo (da 1951 al 1969). A tal scopo gli autori selezionarono un campione di 221 aziende *industrial* (i.e. codice SIC dal 2000 al 3800 – compresi) sul quale vi calcolarono 48 indicatori di bilancio (nulla viene detto circa la provenienza di tali indicatori, né tantomeno sul perché siano stati selezionati proprio quelli)²⁴. Attraverso l'analisi fattoriale²⁵ applicata sui seguenti anni: 1951, 1957, 1963 e 1969, gli autori trovarono che dei 48 indicatori iniziali la procedura di analisi aveva generato 7 fattori²⁶ capaci di “spiegare” circa il 90% della variabilità totale. I fattori così identificati erano: (1) Return on Investment; (2) Capital Intensiveness; (3) Inventory Intensiveness; (4) Financial Leverage; (5) Receivables Intensiveness; (6) Short-term Liquidity; and (7) Cash Position²⁷. Al fine di verificare la stabilità dei sette fattori trovati, gli autori analizzarono i factor loadings (i.e. il peso di una variabile all'interno di un fattore – o componente laddove si utilizzi l'ACP) con *visual examinations* e analisi di

²⁴ I dati di bilancio furono presi direttamente da Compustat ai quali venne applicata una trasformazione logaritmica.

²⁵ L'analisi fattoriale era considerata una dagli autori una tecnica statistica multivariata che permetteva di ridurre le variabili in un numero più piccolo di fattori i quali avevano la capacità di mantenere l'ammontare massimo di contenuto informativo della matrice originale dei dati (Pinches *et al.*, 1973, p. 389).

²⁶ La regola di selezione è autovalore maggiore di 1, rotazione utilizzata obliqua e ortogonale (non vi era differenza tra i due metodi).

²⁷ Cfr. Pinches *et al.* 1973 pp. 391-392.

correlazione lineare per confermare che era possibile generare una “*meaningful empirically-based classifications of financial ratios [...] and that the composition of these groups are reasonably stable over time, even when the magnitude of the financial ratios are undergoing change (p. 395)*”.

Sulla base del risultato ottenuto da Pinches *et al.* (1973), Ezzamel *et al.* (1987a) decisero di analizzare la relazione empirica dei *financial patterns* per le imprese manifatturiere operanti in UK durante il periodo 1973-1981. La motivazione alla base di tale studio era lo scetticismo di Ezzamel e colleghi di poter generalizzare i risultati ottenuti dalle ricerche condotte fino a quel momento su campioni USA o Finlandesi; per tale motivo decisero di replicare l’analisi su di un campione UK²⁸. A tal scopo, vennero selezionate, dal database EXSTAT, tutte le osservazioni disponibili per le imprese manifatturiere UK durante i seguenti anni: 1973, 1977 e 1981. Così facendo ottennero un campione distribuito nel seguente modo: 1.115 aziende manifatturiere durante il 1973, 1.429 durante il 1977 e 1.434 durante il 1981.

Di fatto, il campione ottenuto divergeva notevolmente da quello selezionato precedentemente da Pinches e colleghi nel 1973 in quanto, Ezzamel *et al.* (1987a) evitarono di selezionare un campione stabile per tutto l’orizzonte temporale in virtù del fatto che ciò avrebbe inserito all’interno dell’analisi una *survival selection bias*²⁹.

²⁸ Similmente, Mear e Firth (1986) ricorsero al metodo dell’analisi fattoriale per investigare la relazione empirica degli indicatori di bilancio delle società quotate in Nuova Zelanda. Partendo da un campione di 114 società quotate sulla New Zealand Stock Exchange, gli autori calcolarono, solamente per l’anno 1983, 44 indici (inserirono anche variabili assolute). Come risultato ottennero sette fattori capaci di rappresentare: (a) profitability, (b) size, (c) activity, (d) solvency, (e) liquidity, (f) growth in size e (g) growth in profits/profitability. Il valore aggiunto di tale ricerca è che per la prima volta venivano inserite all’interno dell’analisi fattoriale variabili dinamiche (i.e. variabili che cogliessero la variazione *year over year*).

²⁹ Di fatto Pinches e colleghi (1973) selezionando solamente le imprese che avessero a disposizione le informazioni su tutti gli anni introdussero una distorsione nell’analisi. Pertanto uno dei problemi principali nell’interpretare i risultati di Pinches *et al.* (1973) era se potessero essere applicati solo a quelle società incluse nel campione oppure se potesse essere generalizzato a tutte le società manifatturiere USA. Tanto premesso, Ezzamel *et al.* (1987a) decisero di non applicare alcuna trasformazione dei dati al fine di evitare di introdurre tali distorsioni.

Successivamente i 53 indici di bilancio (da un set iniziale di 152³⁰) vennero raggruppati mediante l'analisi fattoriale (rotazione obliqua e ortogonale)³¹ in: 11 fattori nel 1973 (78.5 % varianza spiegata), 15 fattori nel 1977 (80.8%) e 10 fattori nel 1981 (75.9%)³². Al fine di facilitare la comparazione tra fattori, Ezzamel e colleghi decisero di mantenere solamente i seguenti primi dieci fattori: (1) Capital Intensiveness, (2) Profitability I, (3) Working Capital, (4) Liquidity I, (5) Long-Term Debt, (6) Asset Turnover I, (7) Profitability II, (8) Inventory, (9) Asset Turnover II e (10) Liquidity II.

Un aspetto interessante notato dagli autori stessi, era che i fattori 2, 4 5, 7 e 10 risultavano essere simili a quelli trovati nelle precedenti ricerche (e.g. Pinches et al., 1973), mentre i fattori restanti manifestavano somiglianze con i risultati USA e UK; nonostante ciò la composizione fattoriale (i.e. gli indicatori compresi all'interno di ogni gruppo) manifestava differenze rispetto a quanto trovato nelle ricerche precedenti (Ezzamel et al., 1987a, p. 525). Oltre a ciò, l'analisi di correlazione applicata sui factor loadings dimostrò che i fattori 2, 5, 8, e 10 risultavano essere molto stabili mentre i restanti (1, 4, 6, 7, e 9) no.

Ciò portò inevitabilmente gli autori ad interrogarsi sul perché vi fosse differenza nel risultato rispetto a Pinches et al. (1973). A riguardo essi stabilirono che ciò dipendesse da: (1) differenza nell'arco temporale analizzato, (2) differenza tra imprese USA ed imprese UK, (3) la presenza di molti più outliers nel campione UK, (4) differenza derivante dalla trasformazione logaritmica dei ratios eseguita da Pinches et al. (1973)

³⁰ Si confronti a riguardo la nota 9 pagina 535.

³¹ Sul tema delle rotazioni delle componenti, gli autori stabilirono che *“as indicated earlier, both orthogonal and oblique rotations have been used in this study. The results obtained under both methods were very similar but oblique rotation provided relatively better clustering of variables. Consequently, only the results of oblique rotation are reported here (p. 524)”*.

³² Nella loro ricerca, Ezzamel et al. (1987a) riportarono solo gli indicatori con factor loadings superiore a 0.7.

oppure (5) differenza nella procedura di campionamento. Sebbene fosse difficile trovare una spiegazione plausibile e chiara a tale fenomeno, Ezzamel *et al.* (1987a) stabilirono che – con riferimento al punto 4 – non fosse corretto eseguire una trasformazione dei dati (qualunque essa sia) in quanto: (a) i *decision makers* utilizzano i dati grezzi (i.e. *raw data*) e (b) non esiste univoco consenso su quale sia il miglior metodo di trasformazione dei dati (Ezzamel *et al.*, 1987b). Pertanto, utilizzare una trasformazione logaritmica – come utilizzata da Pinches *et al.* (1973) – comportava l’inserimento nell’analisi di elementi distorsivi (p. 525).

Viceversa, rispetto al punto (5) gli autori decisero di adottare il medesimo approccio seguito da Pinches e colleghi, ovvero selezionarono tutte quelle imprese che detenevano le osservazioni per tutti gli anni 1973, 1977, 1981 (*survival selection bias approach*). Così facendo, ottennero un campione di 842 aziende dalle quali estrassero i soliti 10 fattori (inizialmente 11) in grado di spiegare circa il 78% della variabilità totale della matrice originale. Il risultato finale, seppur migliorato nella sua interezza (i.e. maggiore stabilità per il periodo 1973-1981), risultava essere considerabilmente più debole rispetto a quanto riportato da Pinches *et al.* (1973), portando altresì gli autori ad affermare che la stabilità di lungo periodo dei *financial patterns* risultava essere condizionata dal campione usato (p.533)³³.

³³ Si legge a riguardo che “*the results have three important implications for researchers as well as decision makers. Firstly, there exists a number of sufficiently differentiated company financial patterns. Once identified, these can become the focus of both internal (i.e., managerial) and external (e.g., financial institutions) decision making. The identification of these patterns is also useful for a variety of research purposes (e.g. prediction of corporate failure). Secondly, in consistency with previous studies, the results reported here emphasize the possibility of data reduction in the context of financial ratios. Thus, few carefully selected ratios can be used to represent the main financial patterns with relatively little loss in information. Thirdly, the reported long-term instability of financial patterns suggests that the extension of the results to different time periods or to different countries is not straightforward. A more careful approach would seek to reidentify the nature and magnitude of these patterns for different periods and for different countries (Ezzamel *et al.*, 1987a, p. 534)*”.

Per quanto riguarda la stabilità di breve periodo, il primo studio a riguardo fu quello di Pinches *et al.* del 1975. In tale occasione gli autori decisero di replicare la loro precedente analisi cercando altresì di verificare: (a) la stabilità di breve periodo dei fattori evidenziati durante i quattro anni dal 1966 al 1969 e (b) la relazione gerarchica tra gli stessi. A tal scopo selezionarono lo stesso campione di 221 aziende *industrial* (cfr. Pinches *et al.*, 1973) sul quale furono calcolati i 48 indicatori utilizzati nella precedente analisi; dopodiché, mediante il ricorso all'analisi fattoriale con rotazione obliqua, gli autori ottennero (come nella precedente analisi) sette fattori, dai 48 indicatori iniziali, in grado di esprimere il 92 per cento della variabilità totale (durante il 1969). Questi fattori vennero classificati dagli autori nel seguente modo: (a) Return On Investment, (b) Capital Turnover, (c) Inventory Turnover, (d) Financial Leverage, (e) Receivable Turnover, (f) Short-Term Liquidity e (g) Cash Position. Sebbene i nomi dati a tali fattori siano simili a quelli proposti tre anni prima dagli stessi autori, e ad alcune classificazioni a priori formulate nella *financial literature*, la ricerca fu in grado di mettere in luce il motivo per il quale si superò la classificazione pragmatica a vantaggio di quella empirica. Tradizionalmente la teoria finanziaria suggerisce che vi siano tre misure (indipendenti) da utilizzare per valutare i risultati aziendali. Queste possono essere: (a) l'indicatore di rotazione delle attività, (b) il Return on Investment e (c) gli indicatori di profitto. Tuttavia l'anomalia riscontrata era che l'approccio empirico non era in grado di creare un gruppo preciso che fosse correlato agli indicatori di profitto; in altre parole il primo ed il secondo fattore rappresentavano, rispettivamente, la classe del Return on Investment e quella del Capital Turnover. Di fatto la conclusione a cui gli stessi autori arrivarono era che tali risultati suggerivano che il concetto di margine di profitto non è empiricamente

distinguibile dal Return on Investment e dal Capital Turnover³⁴. Questo è il motivo per il quale una classificazione a priori non risulta essere efficiente ed in grado di adattarsi alla realtà dei fatti³⁵.

Per questo la ricerca di Pinches et al. (1975) si pose quale punto di partenza per effettuare l'analisi di bilancio di una realtà aziendale. Infatti, come affermato dagli autori (p. 306), vi possono essere molti indicatori finanziari costruiti secondo logiche simili ma differenti nella loro essenza (i.e. capacità di misurare una precisa caratteristica aziendale); pertanto, attraverso i risultati ottenuti (e.g. gli indicatori di profitto non sono disposti autonomamente come postulato dalla teoria finanziaria), il vantaggio della classificazione empirica è che l'analista finanziario, ovvero il ricercatore universitario, può selezionare direttamente il ratio dal più alto factor loading³⁶. Così facendo “*a few carefully chosen*

³⁴ Successivamente, mediante (a) visual comparison e (b) analisi di correlazione lineare dei factor loadings, gli autori ottennero dimostrazione empirica circa la stabilità di breve periodo dei fattori identificati.

³⁵ A riguardo Gombola e Ketz (1983a) articolano tale trattazione mediante un ulteriore passaggio. In particolare, i due autori partirono dai risultati ottenuti da Pinches et al. (1975) per studiare l'impatto delle misure di cash flow sulla classificazione dei financial ratios e, come secondo obiettivo, la loro stabilità temporale. Questo perché, come detto precedentemente, uno dei risultati ottenuti da Pinches et al. (1975) era che profitability ratios quali net income/assets e net income/net worth e alcuni cash flow ratios (e.g. cash flow/assets e cash flow/net worth) facessero parte del fattore numero 1, altrimenti chiamato Return on Investment. Secondo Gombola e Ketz (1983) questo risultato appariva alquanto discutibile in quanto andava contro l'idea che i profitability ratios misurano la redditività operativa mentre gli indicatori di cash flow la solvency e la flessibilità finanziaria (p. 106). Pertanto, l'ipotesi iniziale era che per forza vi dovesse essere un fattore differente in grado di cogliere separatamente la redditività ed i cash flow. Sulla base di 119 imprese industriali con disponibilità di dati di bilancio nella banca dati Compustat durante il periodo 1962 fino a 1980 (compresi) ed un set iniziale di 40 indicatori di bilancio, gli autori ottennero la riprova empirica che laddove il cash flow fosse calcolato aggiustando l'utile netto per gli accruals ed i deferrals allora si ottiene un fattore distinto capace di separare i cash flow ratios dal fattore dei return ratios.

³⁶ Ad esempio, la tabella 2 (Pinches *et al.*, 1975, p. 299) riporta i sette fattori trovati dagli autori ed i loro factor loadings associati ad ogni variabile. Se consideriamo il primo fattore (Return on Investment) si può osservare che – limitandosi ai factor loadings superiori a 0.7 (cfr. nota precedente) – è direttamente correlato con i seguenti dieci indicatori finanziari: Total income/Sales (0.71), Cash flow/Total assets (0.85), Cash flow/Net worth (0.91), Total income/Total assets (0.89), Net income/Total assets (0.89), Net income/Net worth (0.96), Earnings before interest and taxes/Total assets (0.91), Earnings before interest and taxes/Sales (0.77), Cash flow/Total capital (0.88) e Total income/Total capital (0.97). A questo punto, l'analista finanziario (oltre che il ricercatore accademico) scegliendo uno solo dei ratios inclusi in ogni categoria (quello con il factor loading più elevato - Total income/Total capital 0.97) ottiene un set di indici numericamente minore (e.g. nella categoria return on investment ne basta uno su 10) che sono tra loro indipendenti (i.e. bassa correlazione) ma che sono in grado di rappresentare “*seven different empirical aspects of a firm's operations identified in the present study*”. Questo perché selezionando l'indicatore con il più alto factor loadings si seleziona l'indice con il più elevato contenuto informativo.

financial ratios can be selected which will represent virtually all the different aspects of a firm's operations (p. 306)''.

Fino a questo punto le ricerche presentate avevano come punto di partenza le informazioni annuali contenute nei bilanci d'esercizio. L'ultimo contributo che viene proposto all'interno di questo paragrafo è quello di Devine e Seaton del 1995 nel quale viene analizzata la stabilità dei *patterns* estrapolandoli direttamente dalle informazioni trimestrali. Lo scopo era di verificare se le informazioni trimestrali fossero, da un lato, in grado di mantenere la stabilità dei *patterns* identificati nelle precedenti ricerche e, dall'altro, se l'informazione ottenuta fosse confrontabile con quella derivante dalle informazioni annuali. Partendo, quindi, da un campione di 328 aziende *industrial* (i.e. SIC code compreso tra 2000 e 3800) calcolarono i medesimi 44 indicatori di bilancio in Pinches et al. (1973) sui dati trimestrali del periodo compreso tra il 1985 ed il 1990.

Oltre all'innovazione circa la tipologia di informazione utilizzata (annuale vs. trimestrale), la ricerca di Devin e Seaton si differenziava anche nell'approccio seguito. In particolare i due autori utilizzarono l'ACP (rotazione ortobliqua in accordo con Ketz *et al.*, 1990) sullo stesso campione ma con tre modalità differenti. Di fatto, si legge che: *“screening procedures resulted in the elimination of firms that did not have complete data necessary for computation of the 44 quarterly and annual ratios in each of the six years. The resulting number of firms in the sample was 328. A combined annual analysis was based on factors derived from the ratios of these 328 firms for the six years or a combined total of 1.968 observations. Similarly, a combined quarterly analysis was derived from the four quarterly observations in each of the six years for the 328 firms, this analysis contained 7.862 observations. Finally, factors were also derived by combining ratios from each specific quarter (one through four) for the six years resulting*

in 1.968 observations for each quarter (p.82)". In altre parole Devin e Seaton approcciano al problema della stabilità temporale in maniera differente rispetto al passato.

Attraverso l'ACP e la regola del autovalore maggiore di uno, i due autori ottennero: 11 fattori per il terzo trimestre, 12 fattori per i dati annuali, primo e quarto trimestre ed infine trovarono 13 fattori per i dati trimestrali combinati ed il secondo trimestre (cfr. tabella 1, in Devin e Seaton, 1995, p. 83). Ciò non di meno, i due autori decisero di selezionare solamente i seguenti 12 fattori (in grado di "spiegare" una variabilità maggiore dell'80%): (1) Leverage, (2) Current Asset Turnover, (3) Return on Sales, (4) Return on Equity, (5) Fixed Asset Turnover, (6) Return on Assets, (7) Inventory Turnover, (8) Working Capital Turnover, (9) Inventory Intensity (laddove utilizzato il metodo dei trimestri combinati – Capital ratio nel caso di dati annuali), (10) Debt Ratio, (11) Cash Turnover ed infine (12) Sales Velocity (cfr. con tavola 2, p. 85). Laddove invece, fosse seguito l'approccio dei singoli trimestri combinati, gli autori trovarono i seguenti, ulteriori, tre fattori da sommare ai precedenti 12: (1) Working Capital Intensity, (2) Current Ratio e (3) Liquidity.

Per quanto concerne la stabilità, Devine e Seaton trovarono che i fattori trimestrali manifestano una significativa differenza tra trimestri, oltretutto arrivarono alla conclusione che *"the highest percentage of variance in financial information is represented by different factors when comparing quarterly and annual results (p.82)"*. In altre parole, l'informazione derivante dai report interinali non manifesta una stabilità temporale dei *financial patterns* in quanto le informazioni trimestrali mancavano di *audit control* quale quello presente per gli *annual reports* e perché le informazioni trimestrali vengono influenzate dai comportamenti opportunistici dei *managers* (i.e. *income smoothing*).

Tuttavia, la ricerca di Devine e Seaton aumentò la letteratura del tempo perché i due autori affermarono che la motivazione alla base della differenza tra il numero di fattori identificati da Pinches et al (1973, 1975), ovvero 7, contro il numero di fattori trovati dagli stessi autori (12) dovesse essere imputata alla trasformazione logaritmica degli indici di bilancio eseguita da Pinches et al. (1973, 1975) in quanto così facendo gli stessi eliminarono dal campione tutte quelle società con indici negativi. Orbene, in un periodo in cui un numero significativo di imprese manifestava indici negativi, eliminare dal campione finale tutte le osservazioni negative avrebbe portato inesorabilmente ad una carenza rappresentativa del campione stesso. Non di meno, Devine e Seaton riprodussero la loro analisi eliminando tutte le imprese con ratios negativi, o uguali a zero, e riapplicarono l'ACP sui dati trasformati e non; il risultato fu un numero di fattori pari a 7 (i.e. uguale a quelli trovati in precedenza). Ciò permise loro di dimostrare che: (a) i fattori non sono influenzati dalla trasformazione logaritmica e che, quindi, l'ACP è abbastanza robusta in presenza di non normalità e (b) l'aumento del numero di fattori da 7 a 12 dipende largamente dal fatto che si aggiungono nel campione indici finanziari negativi.

2.3. Stabilità dei patterns cross countries ed industries

Le ricerche presentate fino a questo momento avevano alla base la medesima caratteristica: il campione era costituito da imprese operanti nel medesimo settore e nel medesimo paese. In questo paragrafo saranno presentate alcune delle principali ricerche condotte sul tema della classificazione empirica degli indicatori di bilancio che, tuttavia, analizzano il fenomeno confrontando industrie differenti (e.g. Johnson, 1978 e 1979;

Gombola and Kets, 1983b; Ketz, 1990; Martikainen, 1994) e differenti *countries* (e.g. le ricerche prodotte dalla scuola Finlandese – Yli-Olli e Virtanen 1989).

I primi tentativi di classificazione dei ratios su differenti *industries* sono quelli di Johnson del 1978 e del 1979. In particolare nella ricerca del 1978, Johnson al fine di verificare la stabilità temporale e su differenti industrie, applicò l'analisi fattoriale su 61 indici di bilancio calcolati nel 1972 a 306 imprese manifatturiere e 159 retail. L'autore trovò, per entrambe, i seguenti nove fattori: (1) Return on Investment, (2) Financial Leverage, (3) Capital Intensiveness, (4) Inventory Intensiveness, (5) Cash Position, (6) Receivables Intensiveness, (7) Short-Term Liquidity, e (8) Decomposition Measures, dimostrando di fatto che – eccetto per i fattori 3 e 4 – la composizione fattoriale risultava essere stabile nel tempo ed in industrie diverse.

Con il secondo tentativo, metodologicamente più evoluto e più strutturato rispetto al primo caso, Johnson³⁷ cercò di verificare ed estendere i risultati prodotti da Pinches *et al.* (1973 e 1975) esaminando la stabilità dei sette fattori attraverso l'utilizzo di due campioni appartenenti a due differenti industrie (306 aziende manifatturiere e 159 retailers) e disposti su due anni (1972 e 1974). Attraverso l'utilizzo dell'Acp (differentemente dalle precedenti analisi che utilizzavano l'Af) Johnson ottenne i seguenti 8 fattori comuni ad

³⁷ La motivazione che spinse Johnson ad analizzare i risultati ottenuti da Pinches et al. (1973, 1975) era che “*Confronted with the arduous task of selecting a parsimonious set of ratios from among the diverse array encountered in the literature, researchers have typically relied on one of several existing systems for classifying or grouping ratios. By selecting a single ratio from each group, the researcher has sought to identify a set of ratios which completely describes the salient characteristics of a firm's activities and in which each ratio conveys unique information about those activities. Since the empirical similarity of financial ratios is not fully known, existing classification systems are inherently ad hoc in that they reflect relationships presumed (but not observed) to exist among individual ratios. As a consequence, the ratios chosen for study are often neither exhaustive nor exclusive in their ability to describe firm behavior, and the set of ratios examined in one study is rarely (if ever) identical to that examined in other studies. Without knowledge of the empirical relationships existing among individual financial ratios, attempts to draw meaningful conclusions from individual studies or to compare results across studies are unnecessarily confounded (Johnson 1979, p. 1035)*”.

entrambe i campioni: (1) Return on Investment, (2) Financial Leverage, (3) Capital Intensiveness, (4) Inventory Intensiveness, (5) Cash Position, (6) Receivables Intensiveness, (7) Short-Term Liquidity e (8) Decomposition Measures. In altre parole, i fattori così trovati contribuivano empiricamente a supportare i risultati ottenuti precedentemente da Pinches et al. (1973, 1975)³⁸, portando di fatto ad affermare che fosse possibile generare una classificazione empirica dei ratios che fosse “ragionevolmente” stabile nel tempo e su due industrie differenti.

Qualche anno più tardi, Gombola e Ketz (1983b) proposero un’analisi simile a quella condotta da Johnson (1979). Obiettivo del suo studio era – similmente a Johnson (1979) – esaminare la stabilità temporale, su differenti industrie, dei *financial ratio patterns*. La motivazione data dagli autori circa il perché della loro ricerca è la stessa presentata nel paragrafo precedente: ridurre la dimensione dei *ratios* finanziari raggruppandoli secondo una struttura che sia in grado di coglierne le loro somiglianze. Per fare questo, i due autori applicarono l’analisi fattoriale (rotazione Varimax) su 58 indici di bilancio calcolati per un campione composto da 783 imprese manifatturiere (codice SIC compreso tra 2100 e 3800) ed uno composto da 88 imprese *retail* (codice SIC compreso tra 5300 e 5900) durante il periodo 1971 – 1980 (inclusi). Così facendo, i due autori ottennero i seguenti risultati: (1) le imprese manifatturiere hanno una classificazione dei ratios simile a quella trovata da Pinches *et al.* (1975), (2) la classificazione ottenuta sia per le imprese manufacturing sia per le *retails* presenta stabilità temporale, (3) la struttura dei *ratios* differisce a seconda che sia una società manifatturiera oppure *retail* (differentemente da quanto trovato da Johnson, 1979). Di fatto i risultati ottenuti da Gombola e Ketz (1983b) suggerivano che al fine di analizzare una società, l’analista deve fare una distinzione a

³⁸ In alter parole i primi 40 indici di bilancio calcolati da Pinches et al. (1973, 1975) rientravano nei primi sette gruppi riportati in Johnson (1979, p. 1042).

seconda dell'industria di appartenenza; in altre parole, la classificazione empirica ottenuta dagli autori evidenziò che vi sono delle differenze tra le industrie e che, quindi, tali differenze comportano l'utilizzo di indicatori differenti al fine di analizzare i risultati di un'azienda³⁹.

Qualche anno dopo, il contributo maggiore a tale riguardo venne da Ketz et al. (1990). In questo libro, gli autori si posero quale obiettivo quello di fornire una guida pratica circa gli schemi degli indici di bilancio per differenti industrie e differenti orizzonti temporali. Grazie ad un campione di 476 società operanti in sette settori differenti⁴⁰ sul quale calcolarono 32 indici di bilancio (selezionati in accordo alla loro popolarità), gli autori si posero l'obiettivo di verificare se vi fosse una classificazione empirica propria di ogni *industry* (stabile nel tempo) e se tale classificazione dipendesse dalla tecnica usata oppure dai metodi di rotazioni dei fattori/componenti. Di fatto, il risultato ottenuto – senza elencare i fattori trovati per ognuna delle industrie – confermava il più recente risultato di Gombola e Ketz (1983b): alcuni fattori cambiavano con il cambiare delle industrie. Oltre a ciò il contributo maggiore di Ketz et al. (1990) è stato che per ogni industry gli autori applicavano differenti metodi di estrazione (analisi fattoriale, analisi componenti principali, oltre che altri) e differenti metodi di rotazione dei fattori trovati (ortogonale e obliquo); così facendo ottennero gli stessi risultati qualunque metodologia (e rotazione) scelta, confermando quindi la robustezza dei risultati ottenuti.

³⁹ A riguardo si riporta quanto affermato dagli stessi autori: “*For manufacturing firms there appears to be little need to examine return on sales separately from other profitability ratios. However, for retail firms, return on sales should be analyzed separately from profitability ratios. A list of ratios useful for analyzing retail firms should include income to sales as well as income to assets or income to equity, whereas for manufacturing firms, income to sales might not provide any additional information (Gombola e Ketz, 1983b, p. 55)*”.

⁴⁰ I settori selezionati sono: (1) Automobile e aerospaziale, (2) chimico e petrolifero, (3) elettronica, (4) alimentare, (5) retail, (6) ferramenta e (7) tessile.

Tanto premesso, le ricerche presentate fino a questo punto apportavano alla preesistente letteratura l'innovazione di analizzare la classificazione dei ratios confrontando i risultati *across industries*.

Successivamente al 1990, alcuni autori afferenti alla scuola finlandese (University of Vaasa) iniziarono ad investigare la stabilità degli schemi fino a quel punto trovati *across countries*. Ciò apportava, rispetto a quanto fatto fino a quel momento, un ulteriore carattere di innovazione⁴¹: per la prima volta si confrontavano tra loro risultati derivanti da due contesti ambientali differenti (e lontani tra di loro) verificando, altresì, che i risultati ottenuti potessero dipendere dal contesto di riferimento e non solo dall'industria e/o dal campione stesso.

Le ricerche più significative a riguardo furono quelle di Yli-Olli e Virtanen del 1989 e del 1990. In entrambi gli studi, i due autori si prefiggevano i seguenti obiettivi: (a) sviluppare una classificazione empirica di dodici indicatori di bilancio usati comunemente⁴², (b) confrontare differenti metodi di aggregazione nelle analisi di bilancio, (c) verificare la stabilità di lungo periodo e (d) misurare la differenza esistente tra gli schemi trovati in USA ed in Finlandia.

A tal scopo vennero selezionati – in entrambi gli studi – due campioni di riferimento: il primo comprendeva tutte le imprese USA (con *fiscal year end* coincidente con il 31 dicembre)⁴³ disponibili su COMPUSTAT nel periodo dal 1947-1975 mentre il secondo raccoglieva tutte le imprese finlandesi quotate nella borsa di Helsinki durante il

⁴¹ Di fatto fino a quel momento erano state condotte analisi su campioni USA (Pinches et al. 1973; Pinches et al. 1975; Johnson 1978; Johnson 1979) UK (Ezzamel et al. 1987a), New Zeland (Mear e Firth 1986), Hong Kong (Laurent 1979) oppure Finlandia (Martikainen et al. 1994).

⁴² Gli indicatori utilizzati dai due autori appartenevano alle seguenti categorie: short-term solvency, long-term solvency, profitability ed efficiency (si confronti a riguardo p 41 e seguenti in Yli-Olli e Virtanen, 1989).

⁴³ Gli autori stabiliscono che utilizzare lo stesso fiscal year end permette di ottenere una “more clear-cut picture about different phases of economic cycles than the use of all firms regardless of the fiscal year (Yli-Olli e Virtanen, 1989, p. 42)”.

periodo 1974-1984. Una volta selezionato il campione, i due autori calcolarono la media annuale (*equal e value weighted*) dei 12 indicatori selezionati e vi applicarono – suddividendo l’orizzonte temporale in due sotto periodi – l’analisi fattoriale con rotazione varimax. Così facendo ottennero che gli schemi trovati manifestavano una stabilità temporale chiara ed una forte “*structural invariance*” tra il campione US e finlandese⁴⁴. In altre parole ottennero conferma empirica che gli schemi ottenuti – seppur da dati aggregati – detenevano stabilità temporale e geografica.

3. *Le anomalie contabili: la Fundamental Anomaly*

Il secondo filone di ricerca analizzato riguarda le cosiddette anomalie di mercato, in particolare sulle anomalie derivanti dall’analisi fondamentale. Tuttavia, prima di parlare di anomalie bisogna chiarire il confine entro il quale la nostra argomentazione nasce e si sviluppa (soprattutto con riferimento alla definizione che utilizziamo).

Un’anomalia è una manifestazione reale della violazione di una delle teorie più importanti degli ultimi decenni chiamata ‘*Efficient-market hypothesis (EMH)*’ secondo la quale il mercato è ‘*fully efficient*’ quando è in grado di metabolizzare ed incorporare nei corsi azionari tutte le informazioni fino a quel momento disponibili (Fama 1965, 1970)⁴⁵.

⁴⁴ I risultati confermarono la grande importanza circa l’utilizzo di dati aggregate nell’analisi di bilancio. Per l’analista finanziario, i risultati indicano che vi sono molti indicatori capaci di misurare differenti peculiarità aziendali, tanto premesso questi indicatori sono stabili nel tempo e nello spazio (Yli-Olli e Virtanen, 1989, p. 53).

⁴⁵ Nella letteratura accademica, la teoria del mercato efficiente viene spiegata mediante il concetto di random walk. Questa stabilisce che “*A random walk is one in which future steps or directions cannot be predicted on the basis of past history. When the term is applied to the stock market it means that short-run changes in stock prices are unpredictable. Investment advisory services, earnings forecasts, and complicated chart patterns are useless. On Wall Street, the term “random walk” is an obscenity. It is an epithet coined by the academic world and hurled insultingly at the professional soothsayers. Taken into its logical extreme, it means that a blindfolded monkey throwing darts at the stock listing could select a portfolio that would do just as well as one selected by the experts (Malkiel, 2012, p.26)*”.

In altre parole, nuove comunicazioni disponibili sul mercato al tempo t_1 non dovrebbe influenzare i corsi azionari in alcun modo in quanto già incluse al loro interno.

Se così fosse l'analisi di tali informazioni 'fondamentali' non potrebbe essere utilizzate per ottenere extra rendimenti, o come si dice in gergo Wall Street "*beat the market*". Nella letteratura accademica vi sono numerosi studi che hanno focalizzato la loro attenzione sulla capacità delle informazioni di bilancio di prevedere rendimenti futuri lasciando da parte le stime e le opinioni degli analisti. Tale filone di ricerca consiste nelle *fundamental analysis anomalies*.

L'approccio utilizzato per separare le azioni winners da quelle loser è attuato mediante individuazione del valore intrinseco dell'azione sia mediante identificazione dell'errore sistematico indotto dalle errate aspettative del mercato (Piotroski, 2000). Un esempio del secondo tipo, molto noto agli analisti di Wall Street, è quello proposto da O'Higgins e Downs (1991). Gli autori proposero una strategia di investimento divenuta ben presto molto famosa, e allo stesso tempo molto criticata, la quale consisteva semplicemente in una posizione lunga (corta) nelle 10 azioni, incluse nel *Dow Jones Industrial Average*, con il più elevato (basso) *dividend yield*. In altre parole la ratio di tale scelta risiede nel fatto che il livello di dividendi ad oggi è una ottima previsione per quelli futuri⁴⁶.

Tuttavia, tale approccio è stato criticato negli ultimi decenni in quanto più volte si è affermato che '*dogs of the dow strategy is a myth, and that it is incredible that modern financial markets could be that inefficient*' (Hirschey 2000, p. 15). Oltretutto molte

⁴⁶ A ben pensare tale ratio è in armonia con quanto affermato dal principio matematico della martingale secondo il quale la miglior previsione per un payoff futuro è quanto hai oggi.

applicazioni hanno evidenziato, in differenti mercati e con differenti orizzonti temporali, che la strategia molte volte non era in grado di battere il mercato⁴⁷.

Per tale ragione molti studiosi, attraverso una metodologia più complessa, hanno deciso di approcciarsi al problema attraverso un metodo che consentisse loro di utilizzare più informazioni (così da cogliere differenti aspetti operativi dell'azienda). Tra questi, si possono citare i più significativi: Ou and Penman, 1989; Lev and Thiagarajan, 1993; Abarbanell and Bushee, 1998; Piotroski, 2000; Beneish et al. 2001; Mohanram 2005.

Per quanto appartenenti a differenti periodi, è possibile delineare dei tratti comuni a tutti questi studi. In particolare: (a) l'obiettivo comune era quello di identificare informazioni di bilancio capaci di prevedere rendimenti future positivi e (b) l'ipotesi di fondo era, e rimarrà stabile per gli studi futuri sul tema, che il mercato non è in grado di incorporare nei prezzi gli utili attesi e le informazioni di bilancio. Il risultato è, quindi, che l'investitore potrebbe 'battere' il mercato mediante una strategia basata su valori fondamentali.

Tuttavia tali studi hanno sollevato numerose critiche in quanto l'approccio seguito da alcuni (e.g. Ou e Penman, 1989) piuttosto che da talaltri (e.g. Lev e Thiagarajan, 1993; Abarbanell e Bushee, 1998) era o troppo distante dalla teoria⁴⁸ oppure troppo vincolato dall'esperienza soggettiva⁴⁹.

Studi successivi (Piotroski, 2000; Beneish et al. 2001; Mohanram 2005) hanno approcciato il problema con un metodo di analisi differente, chiamato anche metodo degli

⁴⁷ Una spiegazione apparente risiede nel fatto che data la vasta applicazione della strategia stessa da parte di molti operatori finanziari, il mercato abbia risposto a tale comportamento in maniera più efficiente anticipando l'informazione nei prezzi (Sloan, 1996; Rinne et al. 2012).

⁴⁸ Ad esempio Ou e Penman (1989) utilizzarono un approccio alquanto criticato in quanto selezionarono i ratios finanziari mediante una metodologia statistiche cui scopo era quello di identificare inferenzialmente il legame tra ratio e future returns. La procedura, naturalmente, non portò ad una definizione univoca degli indicatori in quanto la variabile tempo modificava il legame esistente tra indicatori di bilancio e rendimenti futuri.

⁴⁹ Viceversa, in questi studi gli Autori selezionano gli indicatori sulla base della best practice.

score. In altre parole i due Autori hanno eseguito a priori una scelta pragmatica su quali indicatori potessero essere in grado di: (a) cogliere molteplici aspetti della vita dell'impresa e (b) separare i winners dai losers. Piotroski (2000), utilizzando un campione di 14.043 aziende value (ovvero con elevato book to market ratio), ha dimostrato che implementare una strategia di investimento basata su variabili contabili (chiamato anche F_Score) può modificare la distribuzione dei rendimenti di un investitore. Benché la sua ricerca non abbia l'intento di individuare il set ottimale di ratios da analizzare al fine di separar le azioni *winner* dalle *loser*, dimostra che le informazioni storiche, incluse nei bilanci, sono utili per fare stock picking. In particolare, dimostra che una strategia di investimento lunga su azioni value "forti" (definite tali sulla base del punteggio ottenuto nella F_score) e corta su azioni value "deboli" può generare mediamente 23% di rendimento medio tra il 1976 e 1996.

Beneish et al. (2001), ricorrendo ad un campione di 4.114 società, ha dimostrato che una combinazione di indicatori *market* e *fundamental* based hanno la capacità di prevedere estreme *price performers* nei 4/6 mesi dopo il movimento del prezzo. Mentre l'analisi di indicatori *market-based* ha dimostrato una buona capacità di isolare estreme *performers* relativamente ad un gruppo di controllo, gli indicatori fondamentali hanno dimostrato ottima capacità di generare una "separazione" tra Rocket (vincenti) e Torpedo (perdenti).

Infine, Mohanram (2005), utilizzando un campione di 113.395 osservazioni, ha dimostrato che è possibile identificare mediante l'utilizzo del G_Score azioni winners tra le growth companies (complementare a Piotroski 2000).

In definitiva, si può affermare che, anche se qualche risultato è stato, successivamente alla pubblicazione, messo in dubbio – le informazioni storiche disponibili nei bilanci di

esercizio (e non composte da informazioni *market-based*) sono in grado di separare le azioni in base alla loro *performance* futura.

Tuttavia uno dei limiti principali di tali studi è la soggettività nella scelta degli indicatori utilizzati per creare sia l'*F_Score* sia il *G_Score*; infatti, oltre al problema del campionamento, molti studi successivi hanno obiettato alcuni degli indicatori selezionati dagli autori. Ed è su questo punto che il presente elaborato trova il suo fondamento; utilizzando l'analisi delle componenti principali dinamiche si risolve il problema della *self-selection* degli indicatori. Di fatto la procedura consente un duplice utilizzo: (a) si possono utilizzare i dati aggregati sotto forma di combinazione lineare (i.e. utilizzo della componente singola) oppure (b) si possono utilizzare gli indicatori singoli che all'interno di ogni componente hanno il factor loading più elevato.

In conclusione, la teoria dei mercati efficienti stabilisce che vi sia un costante equilibrio determinato dalla congiunta presenza di: (a) investitori completamente informati, (b) investitori razionali e (c) nessun limite all'arbitraggio (Zacks, 2011). Laddove una delle tre condizioni non venga rispettata si ha la presenza del "*mispricing*", ovvero una deviazione dal valore teorico di una azione. Questo, di fatto, si potrebbe tradurre in un rendimento ponderato per il rischio positivo (negativo) il quale identifica un rendimento superiore (inferiore) dell'azione dato il suo coefficiente di rischiosità. Questo è quello che, mediante l'utilizzo di informazioni di bilancio disponibili sul mercato elaborate in maniera razionale (condizione a e b), cerca di studiare il presente elaborato: capire effettivamente quanto il *mispricing* possa essere anticipato mediante l'utilizzo di uno schema decisionale razionale basato su un metodo di score delle informazioni provenienti dai bilanci di esercizio.

4. Sintesi e contributo alla letteratura

Il presente elaborato, alla luce della review della letteratura di cui sopra e degli obiettivi che si pone di raggiungere, vuole contribuire agli esistenti filoni di ricerca nei seguenti modi:

1. è l'unico studio che a distanza di trent'anni ripropone un approccio di classificazione degli indicatori di bilancio delle società manifatturiere empiricamente mediante l'utilizzo di ACP;
2. è il primo studio che esegue tale analisi separando le azioni *value* da quelle *growth*;
3. è il primo studio che propone un metodo di score mediante la selezione di variabili fondamentali selezionate dai risultati delle componenti principali;
4. è il primo studio che inserisce all'interno della matrice di ACP le variazioni ($\Delta y_{i,t}$) delle variabili fondamentali;
5. è il primo studio che confronta la effettiva capacità di differenti metodi di scoring di separare le imprese *winner* dalle *loser* (e.g. F_Score e G_score).

Capitolo III: metodologia, dati e fasi di analisi

1. Introduzione

Il presente capitolo ha la finalità di fornire tutte le informazioni necessarie al lettore per comprendere: (a) come l'analisi è stata eseguita, (b) quali metodologie sono state utilizzate, (c) quale campione è stato selezionato e (d) quali indicatori di bilancio sono stati calcolati.

Occorre ricordare nuovamente che il presente elaborato si prefigge il duplice obiettivo di: (a) investigare la stabilità dei financial patterns suddividendo le imprese in *Value e Growth companies* e (b) verificare se sia possibile utilizzare tali informazioni per generare degli *score* in grado di anticipare le *future firm's performances*. Pertanto, alla luce di questi due obiettivi, la presente tesi si potrebbe dividere in due parti nelle quali vengono adottati due approcci statistici, che pur essendo collegati fra loro sono, in realtà, completamente differenti.

Nel primo caso, analisi di stabilità temporale dei *financial pattern* delle imprese *value e growth*, è stata utilizzata – in accordo con la letteratura citata nel secondo capitolo –

l'analisi delle componenti principali, mentre nel secondo caso, generazione di score e verifica di *performance* delle imprese *high score* vs imprese *low*, è stato replicato l'approccio seguito da Piotroski (2000) e Mohanram (2005), ovvero sono stati generati dei portafogli sulla base di uno score aggregato (ottenuto quale sommatoria degli indicatori estratti mediante Acp) e sono state confrontate le performance azionarie mediante test d'ipotesi non parametrici (i.e. Wilcoxon-Mann-Whitney test).

2. *Analisi in Componenti Principali*

Come è stato esplicitato nel capitolo dedicato alla *review* della letteratura, l'analisi di bilancio è da sempre uno degli strumenti fondamentali per codificare le informazioni necessarie a supportare il *decision making process* degli investitori (Yli-Olli e Virtanen, 1989). L'informazione contenuta nei bilanci rappresenta il punto di contatto tra l'azienda e l'ambiente esterno; attraverso tali informazioni le imprese si confrontano con i molteplici portatori di interesse (e.g. banche, investitori, dipendenti, etc.). Per tale motivo l'informazione fornita deve essere quanto più possibilmente esauriente ed esaustiva. Tutto ciò ha portato, inevitabilmente, ad avere un *overlapping* di informazioni.

Naturalmente questa sovrapposizione si manifesta nel momento in cui l'investitore si trova di fronte ad un set di indicatori dal medesimo (o quantomeno simile) contenuto informativo. A riguardo Jackendoff fornisce un esempio molto chiaro stabilendo che *"Another type of redundancy arises from the use of ratios which are easily derived from one another, although the components are not identical as is true in inversions [...] One of the most obvious sets of such related ratios includes: (1) Worth to total debt (or its inverse, total debt to worth) (2) Worth to total assets and (3) Total debt to total assets.*

These are simply variants of the equation: Total Assets = Total Debt + Net Worth [14, p. 7]” in (Chen e Shimerda, 1981, p. 53).

Pertanto la domanda base – a distanza di circa 40 anni dal primo studio di Pinches et al. (1973) – alla quale cerchiamo di dare una risposta è “*which ratios, among the hundreds that can be computed easily from the available financial data, should be analyzed to obtain the information for the task at hand (Chen e Shimerda, 1981, p. 51)*”?

Le prime ricerche che hanno cercato una risposta al quesito hanno utilizzato l’analisi fattoriale (e.g. Pinches et al. 1973; Pinches et al. 1975; Gombola e Ketz 1983; Mear e Firth 1986; Ezzamel et al. 1987a; Yli-Olli e Virtanen 1989, 1990; Ketz et al. 1990) e l’analisi delle componenti principali (e.g. Johnson 1978; Johnson 1979; Laurent 1979; Chen e Schimerda 1981; Devine e Seaton 1995; Martikainen et al. 1994 e 1995) quale metodologia statistica.

L’analisi delle componenti principali (ACP), proposta nel 1901 da Karl Pearson e sviluppata successivamente da Harold Hotelling nel 1933, ha come scopo principale quello di ridurre il numero di variabili osservate attraverso una trasformazione delle suddette in altrettante differenti che sono combinazione lineare di quelle iniziali. Tale metodologia permette di ridurre le variabili iniziali in un numero inferiore mantenendo le caratteristiche iniziali e “*scomponendo il fenomeno secondo degli assi strutturali di importanza decrescente (Bolasco, 1999, p. 79)*”. Di fatto, viene ricercata una soluzione che conservi al massimo la relazione esistente tra le variabili nella matrice originaria ma che sia in grado di generare delle nuove variabili (quale combinazione lineare delle originali)⁵⁰ che siano indipendenti.

⁵⁰ A riguardo, Bolasco (1999) afferma che “*una combinazione lineare, in quanto risultante da una somma ponderata delle variabili originarie, risulta un modello utile per costruire indicatori “globali”, in grado di riassumere fenomeni complessi. In tal modo, le componenti principali rappresentano delle variabili inosservabili che consentono di attribuire dei “codages” o “punteggi” complessi alle unità. Tali punteggi*

Quindi, dato un numero p di variabili osservate con vettore delle medie μ e matrice di covarianza Σ si sostituisce alle variabili originali correlate un nuovo insieme di variabili, dette appunto componenti principali, le quali hanno la proprietà di essere non correlate e disposte secondo ordine decrescente rispetto alla loro varianza. La prima componente y_1 è combinazione lineare delle p variabili di partenza avente la massima varianza. La seconda y_2 è combinazione lineare delle p variabili con la varianza immediatamente inferiore alla varianza di y_1 e ad essa non correlata e così fino alla p -esima componente.

Molto spesso, nelle ricerche condotte negli anni 70 che avevano l'obiettivo di studiare empiricamente la relazione gerarchica esistente tra i financial ratios, veniva utilizzato in maniera intercambiabile il termine fattore e componente. In alcuni casi è capitato che gli studi di Pinches et al. (1973, 1975) fossero citati (i.e. Chen e Shimerda, 1981, p. 53) quali utilizzatori di Acp, mentre in realtà entrambi utilizzarono l'analisi fattoriale (Kordogly, 2010, p.99). Infatti, molto spesso l'Acp e l' Af si considerano la medesima metodologia. L' Af ha quale scopo principale quello di descrivere, se possibile, la relazione esistente tra più variabili attraverso dei "fattori" latenti, ovvero quelli che non sono osservabili direttamente (Johnson e Wichern, 2002)⁵¹ e non quello di generare una combinazione lineare delle stesse variabili osservate. In sostanza, la differenza tra l'Acp e l' Af è che il modello dell' Af assume "che le varianze e le covarianze empiriche delle variabili siano

sono espressi dalle coordinate dei punti unità sugli assi fattoriali, intesi questi ultimi come strutture latenti o "punti di vista" del fenomeno oggetto di studio (p. 79)".

⁵¹ A riguardo si legge in Johnson e Wichern (2002) che "basically, the factor model is motivated by the following argument: suppose variables can be grouped by their correlations. That is, suppose all variables within a particular group are highly correlated among themselves, but have relatively small correlations with variables in a different group. Then it is conceivable that each group of variables represents a singly underlying construct, or factor, that is responsible for the observed correlations. For example, correlations from the group of test scores in classics, French, English, mathematics and music collected by Spearman suggested an underlying "intelligence" factor. A second group of variables, representing physical-fitness score, if available, might correspond to another factor. It is this type of structure that factor analysis seeks to confirm (p. 477)".

sensibilmente affette da perturbazioni. Quindi solo una parte di queste varianze e covarianze deve essere riprodotta dai fattori comuni ipotizzati. Solo con una tecnica di estrazione che si collega esplicitamente al modello fattoriale classico si ritiene possibile eliminare la varianza dovuta alle fonti di perturbazione. Il modello dell' Af scompone la varianza di ciascuna variabile in tre quote non correlate (indipendenti) fra loro di varianza: (1) comune con altre variabili del paniere, (2) specifica di quella variabile e (3) erratica (Di Franco e Marradi, 2003, p. 130)⁵²”. Pertanto, proprio per questa peculiarità si ritiene che l' Acp possa essere superiore quale metodo di estrazione dei patterns in quanto in grado di cogliere la massima varianza tra le variabili⁵³.

L' Acp raggiunge il suo scopo creando una duplice strategia di utilizzo finale; premesso che si vuole raggiungere, in ambedue, una riduzione delle variabili osservate, si può usare l' output finale nelle seguenti due maniere: (a) viene selezionato l' indicatore di bilancio che ha il maggior *loading* informativo all' interno di ogni componente oppure (b) si utilizza la componente di per sé quale sintesi di multiple informazioni.

Nella presente ricerca il numero di componenti da estrarre si basa sulla regola dell' autovalore maggiore di 1 proposta da Kaiser (1960), secondo la quale si selezionano i fattori (o componenti, in questo caso) che hanno autovalore superiore all' unità, e sulla regola visiva di Cattell (1966), secondo la quale si seleziona da grafico degli autovalori il numero di *eigenvalues* prima del cosiddetto “salto”. Tali approcci sono coerenti con gli

⁵² Circa il tema della differente tipologia di varianza spiegata dall' analisi fattoriale, Di Franco e Marradi (2003) affermano che la varianza comune è la parte di varianza che può essere spiegata dai fattori comuni e dalle altre variabili che compaiono nell' analisi, la varianza specifica invece è propria di ogni singola variabile, mentre la varianza erratica dipende da cause accidentali.

⁵³ Un' ulteriore differenza tra analisi fattoriale e Acp è fornita dalla “*struttura di covarianza (o di correlazione) delle variabili. L' ipotesi è che esiste un insieme di k variabili inferite adeguate alla spiegazione delle intercorrelazioni delle variabili anche se non per la totalità della loro varianza. Che il ricercatore desideri o meno considerare tale ipotesi nell' analisi di un insieme di dati, ed in tal modo inizi un' af preferendola ad un' acp, è probabile dipenda dalla sua conoscenza a priori delle variabili e dai problemi specifici ai quali desidera rispondere (Maxwell, 1981, p. 93 in Di Franco e Marradi, 2003, p. 128)*”.

studi precedentemente presentati nel paragrafo 2.2 (e.g. Pinches et al., 1973, 1975; Johnson, 1978; Gombola e Ketz, 1983).

Per quanto riguarda, invece, la rotazione dei fattori il presente elaborato, partendo da quanto affermato in Ketz et al. (1990), utilizza il metodo di rotazione ortogonale Varimax in quanto impone che i fattori siano indipendenti l'uno dall'altro⁵⁴. Per quanto concerne la rotazione Varimax essa viene preferita rispetto alle rotazioni Quartimax ed Equamax in quanto, oltre ad essere stato dimostrato che non genera differenti risultati rispetto alle suddette rotazioni (e.g. Ketz et al., 1990), genera una netta separazione tra le componenti (Di Franco e Marradi, 2003)⁵⁵.

Per quanto concerne l'analisi della stabilità delle componenti, il presente elaborato utilizza lo stesso approccio seguito da Pinches et al. (1973, 1975) e da Ezzamel et al.

⁵⁴ Circa il motivo per il quale non sia stata utilizzata una rotazione obliqua, si considera che “*nel caso delle rotazioni oblique, l'equazione fondamentale dell'ACP si presenta uguale a quella con le componenti ortogonali; viene meno però l'assunto di indipendenza tra le componenti principali. Il calcolo delle comunalità con le componenti correlate non è immediato come nel caso delle componenti ortogonali: i pesi componenziali non sono più equivalenti a coefficienti di correlazione semplice, bensì a coefficienti di correlazione parziale, in quanto esprimono la correlazione tra una variabile e una componente al netto di tutte le altre componenti considerate. [...] come detto, la giustificazione della rotazione obliqua consiste nel fatto degli assi (componenti o fattori che siano) nella realtà sono difficilmente concepibili come ortogonali tra loro; e i risultati di una rotazione obliqua produrrebbero una migliore corrispondenza delle componenti e/o fattori con la realtà (Di Franco e Marradi, 2003, p.98)*”.

⁵⁵ Circa la differenza tra le tre rotazioni, Di Franco e Marradi (2003, p. 97) affermano che “*La rotazione Varimax (Kaiser, 1958) modifica i vettori-colonna della matrice dei pesi componenziali mirando ad agevolare il ricercatore nel compito di scegliere un numero limitato di variabili che saturano ciascuna componente. Idealmente è come se la rotazione fosse eseguita componente per componente, mantenendo fissa la quota di varianza riprodotta dall'insieme delle componenti e massimizzando la varianza del quadrato dei pesi per ciascuna componente. In pratica la rotazione Varimax, lasciando le componenti ortogonali tra loro, comporta una ridistribuzione delle percentuali di varianza riprodotta da ciascuna componente, e quindi, muta i vettori dei pesi componenziali delle singole variabili. Questo criterio di rotazione è consigliabile se si vuole ottenere una netta separazione tra le componenti. La rotazione Quartimax (Carrol, 1953) semplifica le righe della matrice dei pesi componenziali, mirando a fare sì che ciascuna variabile saturi tendenzialmente una sola componente. Idealmente è come se la rotazione fosse eseguita variabile per variabile nella matrice dei pesi, mantenendo fissa la comunalità delle variabili e massimizzando la varianza del quadrato dei pesi per l'insieme delle righe. Questo tipo di rotazione è adatto per identificare la componente responsabile della varianza di ciascuna variabile, e fornisce risultati migliori della rotazione Varimax quando la prima componente principale tende ad avere altre saturazioni su tutte le variabili. La rotazione Equamax tenta un compromesso tra i criteri che governano le rotazioni Varimax e Quartimax. Il suo obiettivo consiste quindi nel rappresentare una semplificazione dei pesi componenziali sia sulle righe (rispetto alle variabili) sia sulle colonne (rispetto alle componenti) mantenendo costante la varianza totale riprodotta dalle componenti. Questo criterio è ritenuto efficace nella ricerca di strutture semplici (Fabbris, 1997)*”.

(1987a) attraverso il quale vengono calcolate le correlazioni dei factor loading di tutti i ratios sui diversi anni (i.e. ad un valore elevato del coefficiente di correlazione corrisponde una elevata stabilità dei factor loadings, quindi una stabilità temporale della componente in esame).

3. *Analisi della performance degli score*

Al fine di verificare l'efficienza degli indicatori risultanti dall'applicazione dell'Acq e per verificare se una strategia fondamentale basata non su indicatori selezionati ad hoc ma selezionati empiricamente in base alla loro rilevanza riesce a generare performance positive (i.e. *if a simple accounting-based fundamental analysis strategy can shift the distribution of returns earned by an investors* – Piotroski, 2000, p. 37), il presente elaborato utilizza il medesimo approccio seguito da Piotroski (2000) e Mohanram (2005). In altre parole, sono state separate le imprese *winner* dalle *losers* sulla base di informazioni contabili reperibili dagli *annual reports*. In particolare, seguendo il concetto di *score* proprio delle due anzidette ricerche, attraverso l'analisi delle componenti principali (eseguita su entrambi gli emisferi: *value e growth companies*) vengono selezionati – all'interno di ogni componente – gli indicatori più significativi (i.e. dal più elevato *factor loading*) e poi viene assegnato un valore di 1 se l'indicatore selezionato produce un segnale positivo e 0 altrimenti⁵⁶. Lo score finale, che per completezza prende il nome di *L_score*, è calcolato quale sommatoria di tutti i singoli punteggi ottenuti per ogni indicatore scelto. Dopodiché, al fine di verificare la bontà del risultato ottenuto (i.e.

⁵⁶ In tal maniera si utilizzano le informazioni più significative, non correlate tra loro e non sovrapposte, per creare lo score finale. Così facendo si utilizza l'assunto di base dell'approccio empirico (i.e. evitare selezioni ad hoc) e si sfrutta la capacità intrinseca dell'acq di evidenziare quale sia il "peso" della variabile all'interno di una componente precisa.

quanto sia in grado lo score di anticipare rendimenti futuri positivi) sono stati calcolati l’F_score ed il G_score, rispettivamente di Piotroski (2000) e Mohanram (2005), sui due rispettivi universi di competenza (F_score per le value companies ed il G_score per le growth), e vi sono stati confrontati i risultati mediante test non parametrici.

4. *Campione*

Il campione di riferimento utilizzato all’interno del presente elaborato è composto da tutte le società quotate disponibili su COMPUSTAT (North America) dal 1989 al 2013 operanti nel settore *manufacturing* (codice SIC compreso tra 2100 e 3800).

Per quanto concerne la scelta di tale orizzonte temporale, essa dipende unicamente dal fatto che le ricerche di Ketz et al. (1990) e Devine e Seaton (1995) utilizzavano quale ultima data di utile di analisi, rispettivamente, il 1987 ed il 1990. Pertanto, il presente elaborato analizza un orizzonte temporale mai considerato prima⁵⁷.

Per quanto riguarda la scelta dell’industria *manufacturing*, si può affermare che tale scelta è stata strumentale affinché i risultati ottenuti dall’analisi potessero essere confrontati con quelli ottenuti precedentemente (e.g. Pinches et al., 1973, 1975; Gombola e Ketz, 1983).

5. *Indici di bilancio*

⁵⁷ Al meglio della conoscenza di chi scrive. Circa la data finale (2013) si è preferito estendere l’analisi all’ultimo anno disponibile.

Gli indicatori di bilancio utilizzati all'interno del presente elaborato sono 44. Questi sono stati selezionati in coerenza con quelli utilizzati nelle precedenti ricerche, quali ad esempio Pinches et al. (1973, 1975), Johnson (1978,1979), Laurent (1979), Chen e Schimerda (1981), Gombola e Ketz (1983), Mear e Firth (1986), Ezzamel et al. (1987a), Yli-Olli e Virtanen (1989, 1990), Ketz et al. (1990), Devine e Seaton (1995). Gli indicatori utilizzati sono riportati nella tabella 1. Si precisa che non sono state eseguite trasformazioni sugli indicatori⁵⁸; tuttavia per ridurre l'influenza degli outliers sono state winsorizzati tutti gli indicatori all'1 e 99%.

INSERIRE TABELLA 1

6. Rendimenti portafoglio

Al fine di valutare la bontà dello score aggregato (L_score), sono state confrontate le performance ottenute con i risultati dei rispettivi F_score e G_score (Piotroski, 2000; Mohanram, 2005). Tali indicatori di performance sono:

(a) il rendimento (*raw e market-adjusted*) a t_0 $\left(\frac{P_{t0}}{P_{t-1}}\right)$, ; e

(b) il rendimento (*raw e market-adjusted*) a t_1 $\left(\frac{P_{t+1}}{P_{t0}}\right)$;

Il primo rendimento (a) identifica l'effettiva capacità dello score di discriminare tra *winner* e *loser* date le informazioni disponibili al tempo corrente mentre il secondo rendimento (b) serve a verificare l'effettiva capacità dello score di anticipare al tempo corrente un rendimento futuro.

⁵⁸ Tre sono le motivazioni alla base di tale scelta: (a) l'analisi fattoriale non richiede alcuna assumption circa la distribuzione delle variabili, (b) siccome non viene specificato nessun modello in particolare ciò comporta che non vi sia richiesta alcuna distribuzione particolare delle variabili e (c) anche se è preferibile avere una distribuzione normale non è chiaro se effettivamente trasformare le variabili permette di ottenere tale risultato (Deakin, 1976; in Gombola e Ketz, 1983, p. 108). Oltretutto Ezzamel et al. (1987a) stabilirono che non è corretto eseguire una trasformazione dei dati (qualunque essa sia) in quanto: (a) i decision makers utilizzano i dati grezzi (i.e. raw data) e (b) non esiste univoco consenso su quale sia il miglior metodo di trasformazione dei dati (Ezzamel et al., 1987b). Pertanto, utilizzare una trasformazione logaritmica – come utilizzata da Pinches et al. (1973) – comporta l'inserimento nell'analisi di elementi distorsivi.

7. Fasi dell'analisi

Come già detto in precedenza, l'analisi dei dati eseguita all'interno del presente elaborato si potrebbe dividere in due fasi:

- *Fase 1: classificazione empirica degli indicatori di bilancio delle società value e growth e*
- *Fase 2: analisi dei rendimenti dei portafogli value e growth creati sulla base degli effetti segnale ottenuti nella fase 1.*

Pertanto, lo scopo di questo paragrafo è di elencare le varie fasi di cui si compone l'analisi empirica, al fine di chiarire il procedimento seguito.

Il *dataset* iniziale, società quotate (North America) disponibili su Compustat operanti nel settore manufacturing per il periodo 1989-2013, era inizialmente composto da 68.962 osservazioni.

Da tale primo risultato, sono state inserite le seguenti condizioni: (a) la società doveva operare in USA e non in Canada (o altri paesi), (b) i dati contabili dovevano essere espressi in USD (i.e. così da avere omogeneità nei valori), (c) no valori negativi di patrimonio netto e (d) disponibilità dei dati di mercato per calcolare il *book to market ratio* (Tabella 2).

INSERIRE TABELLA 2

Così facendo al primo, tali criteri hanno portato a 40,523 osservazioni. Successivamente, avendo a disposizione i valori del patrimonio netto e della capitalizzazione di mercato sono stati calcolati i rendimenti di mercato attraverso i quali calcolare i rendimenti *market-adjusted*. Per questo, sono stati utilizzati i rendimenti di

mercato disponibili presso il sito internet di Kenneth R. French⁵⁹. In particolare, sono stati scaricati i rendimenti di 25 portafogli *value weighted* generati dall'intersezione di 5 portafogli disposti per *size* (i.e. *market capitalization*) e 5 portafogli disposti per l'indice di *book to market* (i.e. *btm*).

A seguire, al fine di evidenziare se una società dovesse essere considerata quale *value* oppure *growth*, per ogni anno è stato calcolato il ventesimo (ottantesimo) percentile del *btm ratio* così da identificare una *growth* (value) le società il cui *btm ratio* fosse inferiore (superiore) a tali percentili.

Dopo aver eliminato le osservazioni con *btm* comprese tra il ventesimo e l'ottantesimo percentile e tutte le osservazioni con almeno un valore mancante ai fini del calcolo dei ratios di cui in tabella 1, è stato ottenuto un campione finale di 9,135 osservazioni distribuite annualmente come riportato nella tabella 3.

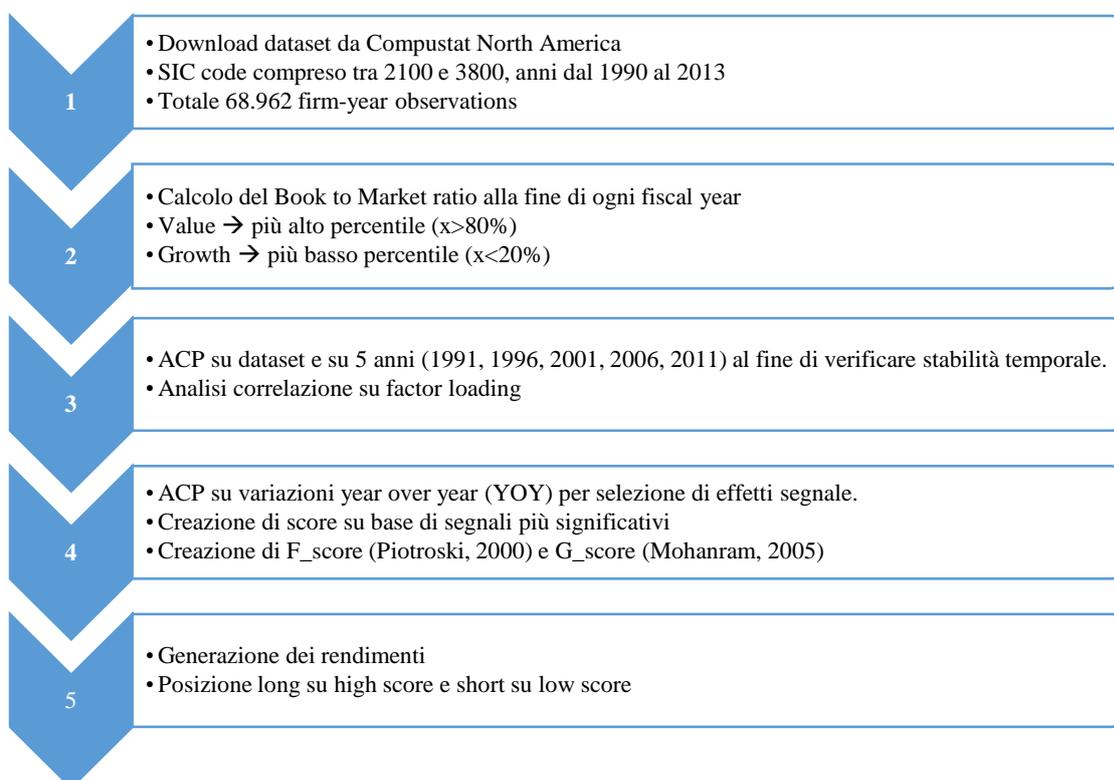
INSERIRE TABELLA 3

Successivamente, al fine di verificare l'esistenza di schemi di classificazione empirica dei ratios per le due distinte categorie (fase 1), e soprattutto verificarne la stabilità temporale, su tale ultimo campione è stata eseguita l'analisi delle componenti principali (come descritta al paragrafo 3.2) seguendo il procedimento di Pinches et al. (1973) e di Devine e Seaton (1995); ovvero è stata, dapprima, eseguita l'analisi su un panel unico e poi su dati con cadenza quinquennale (il presente elaborato ha utilizzato i seguenti anni: 1991, 1996, 2001, 2006 e 2011 – in grassetto tabella 3). Una volta ottenuti i *factor loadings* per i cinque anni selezionati sia per le *value* sia per le *growth*, sono stati calcolati i coefficienti di correlazione lineare per ogni coppia di anno; valori elevati di correlazione (in valore assoluto) implicano stabilità tra componenti.

⁵⁹ Fonte: <http://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/>.

Successivamente, una volta analizzata la classificazione empirica dei *ratios* per entrambe le tipologie di società, al fine di identificare i segnali – attraverso i quali creare lo score – è stato adottato l’approccio seguito da Yli-Olli e Virtanen (1989, 1990), Devine e Seaton (1995) e Martikainen (1993). In altre parole, è stata eseguita la medesima analisi per componenti principale di cui alla fase precedente sui differenziali dei ratios (YoY) considerando solamente un campione unico (fermo restando la suddivisione tra value e growth). In tale maniera sono stati identificati i segnali (i.e. differenziali dei ratios) con il contenuto informativo più elevato attraverso i quali calcolare lo score aggregato (L_score). Una volta calcolato lo score ed i rispettivi F_score e G_score, sono stati calcolati i portafogli *high* (i.e. portafogli con risultati elevati dello score) e *low* (i.e. bassi risultati dello score) e sono stati confrontati i rispettivi rendimenti ottenuti. La Figura 1 riassume le fasi dell’analisi.

Figura 1: schema riepilogativo analisi empirica



Capitolo IV : risultati analisi empirica

1. Introduzione

Nel presente capitolo sono riportati i principali risultati dell'analisi empirica. Giova ricordare che l'analisi ha il duplice obiettivo di: (a) investigare l'esistenza e la stabilità degli schemi dei financial ratios delle *Value e Growth companies* e (b) verificare se una selezione di "segnali" (i.e. variazioni *year over year* di *ratios*) mediante analisi delle componenti principali possa essere utilizzata per generare degli score in grado di anticipare le *future firm's performances* (Piotroski, 2000).

Pertanto, alla luce di questi due obiettivi, il presente capitolo presenta (in successione): (a) financial patterns delle value e growth companies, (b) stabilità temporale di entrambe le categorie, (c) selezione dei segnali, (d) creazione di portafogli ed (e) verifica delle performance.

L'ultimo paragrafo è destinato alla discussione dei risultati, le conclusioni, i limiti e le opportunità di future indagini derivanti dall'analisi empirica stessa.

2. *Classification patterns dei financial ratios delle Value e Growth Companies*

Al fine di verificare l'esistenza di schemi empirici in cui possono essere classificati i ratios delle imprese costituenti il campione, è stata adottata, quale metodo statistico d'indagine, l'analisi delle componenti principali⁶⁰.

Come evidenziato dalla tabella 2, dal campione iniziale (68,962 osservazioni) sono state identificate quali value e growth le società che detenevano ad ogni anno fiscale un *book to market ratio*, rispettivamente, superiore all'80° ed inferiore al 20° percentile. Al fine di eliminare il potenziale effetto distorsivo derivante da chiusure di esercizio a differenti mesi, è stato selezionato – in armonia con quanto fatto da Piotroski (2000) – il valore dell'anno precedente quale discriminante per tale classificazione⁶¹.

Dalle 6,502 (*value*) e 5,261 (*growth*)⁶² osservazioni così ottenute (cfr. Tabella 3) è stato creato un dataset annualizzato sul quale è stata effettuata l'analisi per componenti principali così come implementata da Devine e Seaton (1995), Yli-Olli e Virtanen (1989, 1990), e Martikainen (1993). La tabella 4 riporta le principali statistiche descrittive di entrambe le tipologie di società⁶³; le ultime due colonne (differenza media e differenza mediana) rappresentano il livello di significatività del test di Wilcoxon Mann-Whitney sulle medie e mediane (Wilcoxon 1945; Mann and Whitney 1947). In sintesi emerge che:

⁶⁰ Si precisa che l'analisi delle componenti principali è stata eseguita mediante la *proc factor* di SAS 9.1; pertanto l'output dell'analisi (i.e. le tabelle, gli schemi etc.) utilizzano la dicitura *Factor* anziché *Component*. Tanto premesso si sottolinea nuovamente che benché vi sia scritto *Factor* è stata usata l'ACP e non la *factor analysis* e, pertanto, nelle pagine seguenti saranno utilizzati intercambiabilmente i termini fattori-componenti fermo restando che l'analisi utilizzata è l'ACP.

⁶¹ In altre parole, si considera l'impresa *j*-esima quale value al tempo *t*0 se il *book to market ratio* di *t*-1 è superiore all'80° percentile dell'anno *t*-1.

⁶² Si premette che, diversamente da quanto fatto da Pinches et al. (1973), non è stato imposto quale criterio di selezione il fatto che le imprese dovessero avere tutte le osservazioni per gli anni di analisi. In tal modo si sarebbe inserito all'interno dell'analisi un "*survival selection bias*" (Ezzamel et al., 1987a).

⁶³ Si ricorda nuovamente che gli indicatori non sono stati trasformati in quanto, come affermato da Ezzamel et al. (1987a): (a) i decision makers utilizzano i dati grezzi (i.e. raw data) e (b) non esiste univoco consenso su quale sia il miglior metodo di trasformazione dei dati. Eventuali trasformazioni logaritmiche, quali quelle eseguite da Pinches et al. (1973) comparano l'inserimento nell'analisi di elementi distorsivi (p. 525).

vi è differenza, in media ed in mediana, tra le imprese *value* e le imprese *growth* ad eccezione di pochi indicatori (cfr. tabella 4). Vediamo, quindi, se sia possibile identificare una struttura di classificazione empirica di tali *ratios* per ambedue le categorie.

INSERIRE TABELLA 4

La tabella 5 riporta il risultato degli autovalori per le tue tipologie di aziende⁶⁴. Il risultato è, secondo quanto detta la regola dell'autovalore maggiore di 1, di 10 componenti per le *growth* e 11 per le *value* le quali sono in grado, rispettivamente, di “spiegare” almeno l'84,7 % della variabilità iniziale⁶⁵.

INSERIRE TABELLA 5

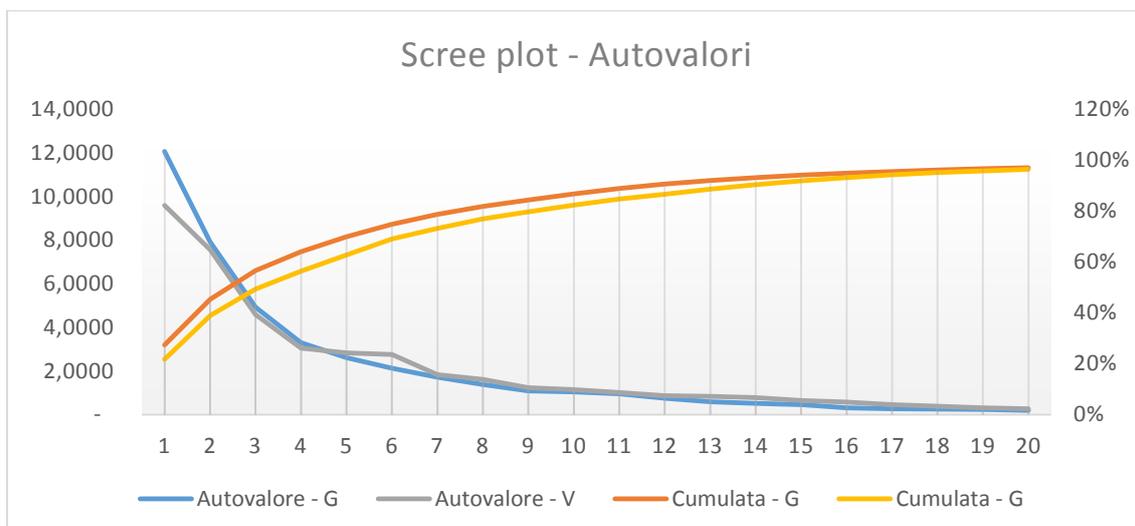
Già da una prima analisi degli autovalori, si può notare una prima differenza, seppur minima, tra le due tipologie di aziende. Le *growth* con un numero minore di componenti riescono a incorporare una maggior variabilità di quanto non riescono a fare le *value*. Consideriamo, ad esempio, il caso in cui la selezione delle componenti sia fatta su base dello *scree plot* (grafico 1), in questo caso la scelta del numero di componenti corrisponde al punto di “gomito” della spezzata. Così facendo, ipotizzando che il punto di “gomito” coincida con la quinta componente (per entrambe le categorie), si può osservare che le *growth* mantengono a tale livello il 70% di variabilità originaria, mentre le *value* circa l'8% in meno (62%). Se, quindi, la scelta delle componenti fosse fatta sulla base dello *scree plot*⁶⁶, sarebbe evidente come alcune categorie di indicatori non sarebbero considerate (cfr. schema 1).

⁶⁴ Per completezza d'informazione, il valore dell'MSA (*Kaiser's measure of sampling adequacy*) è 0.8315 per le *Growth* mentre 0.75035 per le *Value* (Kaiser, 1974).

⁶⁵ Un valore simile a quello ottenuto da Devine e Seaton (1995) i quali, sempre utilizzando un campione composto da imprese con codice SIC compreso tra 2000 e 3800 (si ricorda che il campione utilizzato nel presente elaborato considera solamente le imprese rientranti nell'intervallo di 2100 e 3800), ottennero 12 fattori (annual basis) capaci di mantenere l'88% della variabilità iniziale (p.84).

⁶⁶ Tuttavia può accadere che la diminuzione degli autovalori sia graduale e il grafico non evidenzia “gomiti” evidenti.

Grafico 1: Scree plot autovalori value e growth



Ciò nonostante, sulla base del numero di componenti evidenziate dalla regola dell'autovalore maggiore di uno, quello che emerge dalle tabelle 6 e 7 è che le due tipologie hanno sì gruppi di indicatori molto simili ma con differente grado di importanza; vediamo cosa significa.

Lo schema 1, di seguito, riporta i patterns fattoriali estratti empiricamente mediante ACP. Come si può osservare, le componenti rappresentano classi di indicatori simili (i.e. return on sales, liquidità, indicatori di leverage, etc...) anche se con differente ordine; già visibile sino dalle prime componenti.

Schema 1: descrizione componenti estratte

Componenti	Value	Growth
1	Return on sales – Asset Turnover	Return on sales – Asset Turnover
2	Liquidità	Return on investment
3	Return on investment	Liquidità
4	Leverage	Leverage
5	Fixed Asset	Fixed Asset
6	Intensità Magazzino	Peso attività correnti
7	Cash flow	Intensità Magazzino
8	Peso attività correnti	Working capital
9	Working capital	Leverage – II
10	Peso attività correnti – II	Intensità delle receivables
11	Intensità delle receivables	-

Lo schema 1 mette in risalto da subito una caratteristica già evidenziata dai precedenti studi circa la potenzialità della classificazione empirica dei ratios a discapito di quella pragmatica. Come affermato da Pinches et al. (1975), tradizionalmente la teoria finanziaria suggerisce che le misure indipendenti da utilizzare al fine di valutare la performance aziendale, sono: (a) l'indicatore di rotazione delle attività, (b) il Return on Investment e (c) gli indicatori di profitto. Nella loro analisi, condotta su 48 ratios appartenenti a 221 aziende industriali riscontrarono, tuttavia, le seguenti otto categorie: (a) Return On Investment, (b) Capital Turnover, (c) Inventory Turnover, (d) Financial Leverage, (e) Receivable Turnover, (f) Short-Term Liquidity e (g) Cash Position. L'anomalia riscontrata era che l'approccio empirico non era in grado di creare un gruppo preciso che fosse correlato agli indicatori di profitto. In altre parole il primo ed il secondo fattore rappresentavano, rispettivamente, la classe del Return on Investment e quella del Capital Turnover. Di fatto la conclusione a cui gli stessi autori arrivarono era che tali risultati suggerivano che il concetto di margine di profitto non è empiricamente distinguibile dal Return on Investment e dal Capital Turnover. Questo è il motivo per il quale una classificazione a priori non risulta essere efficiente e/o in grado di adattarsi alla realtà dei fatti.

Lo schema di seguito, invece, permette di identificare quali indicatori sono più significativi all'interno delle categorie evidenziate dalle dieci componenti.

Schema 2: scomposizione delle componenti estratte

Componente	Value	F.Loading	Growth	F.Loading
ROS - AT	<i>Current Assets/Sales</i>	-93	<i>Cash Flow/Sales</i>	-93
	<i>Cash/Sales</i>	-91	<i>EBIT/Sales</i>	-93
	<i>Working Capital/Sales</i>	-85	<i>NIPD/Sales</i>	-91
	<i>Quick Assets/Sales</i>	-77	<i>Net Income/Sales</i>	-91
	<i>NIPD/Sales</i>	89	<i>Working Capital/Sales</i>	86
	<i>Net Income/Sales</i>	89	<i>Cost of Goods Sold/Sales</i>	87
	<i>EBIT/Sales</i>	92	<i>Quick Assets/Sales</i>	89
	<i>Cash Flow/Sales</i>	93	<i>Cash/Sales</i>	91
			<i>Current Assets/Sales</i>	93

ROI	<i>EBIT/Total Assets</i>	74	<i>Net Income/Net Worth</i>	85
	<i>EBIT/Equity</i>	79	<i>Cash Flow/Equity</i>	87
	<i>Net Income/Net Worth</i>	82	<i>NIPD/Equity</i>	88
	<i>NIPD/Equity</i>	86	<i>Cash Flow/Total Assets</i>	89
	<i>NIPD/Total Assets</i>	87	<i>EBIT/Equity</i>	89
	<i>Net Income/Total Assets</i>	88	<i>EBIT/Total Assets</i>	92
			<i>NIPD/Total Assets</i>	93
		<i>Net Income/Total Assets</i>	93	
LIQ	<i>Quick Assets/Current Debt</i>	79	<i>Quick Assets/Current Debt</i>	81
	<i>Current Assets/Total Debt</i>	92	<i>Cash/Current Debt</i>	92
	<i>Cash/Total Debt</i>	94	<i>Current Assets/Total Debt</i>	92
	<i>Current Assets/Current Debt</i>	94	<i>Cash/Total Debt</i>	93
	<i>Cash/Current Debt</i>	95	<i>Current Assets/Current Debt</i>	93
LEV	<i>Current Debt/Net Worth</i>	86	<i>Sales/Total Capital</i>	90
	<i>Sales/Total Capital</i>	90	<i>Current Debt/Net Worth</i>	90
	<i>Total Debt/Net Worth</i>	94	<i>Total Debt/Net Worth</i>	95
	<i>Total Assets/Net Worth</i>	94	<i>Total Assets/Net Worth</i>	95
FA	<i>Sales/Net Plant</i>	85	<i>Sales/Net Plant</i>	85
	<i>Total Debt/Net Plant</i>	95	<i>Total Debt/Net Plant</i>	92
	<i>Current Debt/Net Plant</i>	96	<i>Current Debt/Net Plant</i>	95
PAC	<i>Current Assets/Total Assets</i>	81	<i>Current Assets/Total Assets</i>	77
IM	<i>Receivables/Inventories</i>	85	<i>Cost of Goods Sold/Inventory</i>	82
	<i>Cost of Goods Sold/Inventory</i>	88	<i>Receivables/Inventories</i>	85
CF	<i>Cash Flow/Total Debt</i>	78	-	-
	<i>Cash Flow/Total Assets</i>	81	-	-
WCAP	<i>Inventory/Working Capital</i>	95	<i>Inventory/Working Capital</i>	95
	<i>Sales/Working Capital</i>	96	<i>Sales/Working Capital</i>	95
PAC - II	<i>Quick Assets/Total Assets</i>	71	-	-
LEV - II	-	-	<i>Long Term Debt/Total Assets</i>	63
RI	<i>Receivables/Sales</i>	90	<i>Receivables/Sales</i>	76

Come si può osservare, molte delle classi di componenti hanno i medesimi indicatori

(i.e. Return on investment, Leverage, Intensità del magazzino, Working capital, Leverage II, Intensità delle receivables) mentre altre mostrano delle piccole differenze, soprattutto, se si considera che le value differenziano due tipologie di attività correnti ed una categoria propria dei cash flow mentre le growth no. Viceversa, le growth hanno una componente in più rispetto alle value che indica il grado di leva.

Entrando nel dettaglio dei singoli indicatori costituenti, nella categoria Return on Sales – Asset turnover le value quale primo indicatore hanno Cash flow/Sales mentre le growth hanno con la stessa intensità il Cash Flow/Sales e l'EBIT/Sales; nella categoria “Intensità del magazzino” le value hanno “Cost of Goods Sold/Inventory” mentre le seconde hanno “Receivables/Inventories”, e così via. Ciò non di meno, seppur il “significato” racchiuso dalle componenti di entrambe le categorie sia simile, vi è una differenza abbastanza che l'analisi di classificazione empirica è riuscita a cogliere. Le società *value*, considerate quali società in fase matura del loro business, presentano una componente specifica inerente ai “cash flow” al contrario delle e *growth*, considerate quali società con alto potenziale di crescita; di fatto, nella seconda categoria i cash flow sono inseriti – come illustrato dallo schema 2 e dalla tabella 7 – nella prima e nella seconda componente, rispettivamente.

Tanto premesso, come spiegato nel paragrafo dell'introduzione, l'analista finanziario che volesse – ad esempio – eseguire un'analisi di bilancio su due società appartenenti alla medesima *industry* (i.e. manufacturing) ma da considerarsi una *value* e l'altra *growth*, dovrebbe utilizzare quale indicatore di redditività sulle vendite due indici differenti (i.e. quelli con *factor loading* più elevato). In altre parole, quanto emerge dai due schemi sopra riportati, è che le imprese appartenenti alle due categorie presentano delle similitudini circa l'informazione racchiusa, ma allo stesso tempo presentano delle differenze nella importanza data ad ogni categoria (i.e. la varianza spiegata e quindi l'ordine di apparizione delle componenti) e, in alcune di esse, nei *factor loadings*. Questo risultato, in altre parole, supporta l'idea che le due tipologie di aziende seppur operanti nel medesimo settore⁶⁷ manifestano alcune differenze intrinseche.

⁶⁷ Ciò spiega perché effettivamente le imprese manifestano similitudini nella composizione delle componenti.

Al fine di valutare se le categorie evidenziate sotto lo stesso “label” sono simili tra le due categorie, è stato utilizzato il coefficiente di congruità di Harman (1967). Mediante tale indicatore, il quale oscilla tra un range di +1 a -1 come l’indice di correlazione di Pearson, permette di verificare se esiste una somiglianza tra due fattori (Kordogly, 2010, p.120). La formula è la seguente:

$$CC_{pq} = \frac{\sum_{j=1}^n a_{jp} \times a_{jq}}{\sqrt{(\sum_{j=1}^n a_{jp}^2)(\sum_{j=1}^n a_{jq}^2)}}$$

dove: CC è il coefficiente di congruità tra due fattori, n è il numero di variabili nei due campioni (i.e. value e growth), p è il numero di fattori nel campione value, q è il numero di fattori nel campione growth, a_{jp} è il loading della variabile j nel fattore p e a_{jq} è il loading della variabile j nel fattore q (Kordogly, 2010, p.120). Il limite inferiore di bontà è 0.92 (Richman and Lamb, 1985).

Schema 3: coefficiente di congruenza tra fattori value e growth

Label	Value	Growth	Coeff.
Return on Sales – Asset turnover	Factor1	Factor1	-0.976334316
Return on Investment	Factor3	Factor2	0.949838139
Liquidità	Factor2	Factor3	0.986555222
Leverage	Factor4	Factor4	0.986212342
Fixed asset	Factor5	Factor5	0.99340271
Intensità del magazzino	Factor6	Factor7	0.969381567
Peso attività correnti	Factor8	Factor6	0.641332491
Working capital	Factor9	Factor8	0.989857339
Intensità delle receivables	Factor11	Factor10	0.907394805

Quanto emerge dall’analisi dei coefficienti di congruenza è che i due campioni denotano similitudini a livello di schemi fattoriali, ovvero hanno due classificazioni pressoché uguali. Quello che cambia è la capacità descrittiva (i.e. la percentuale di variabilità iniziale spiegata ed il numero di indicatori facenti parte di ogni classe) delle componenti ed il fatto che le *value* hanno due componenti in più rispetto alle *growth*: (a) Peso attività correnti – II e (b) Cash Flow. Ciò significa che a parità di componenti le *growth* non presentano una categoria indipendente dei cash flow né tantomeno

necessitano di suddividere le attività correnti in immediate e non (cfr. schema 2) come, invece, fanno le value.

Questo primo risultato permette di supportare l'idea iniziale, ovvero che le due tipologie di imprese – seppur operanti nella medesima industry – presentano delle similitudini a livello di pattern fattoriali ma, allo stesso tempo, presentano una differente capacità descrittiva delle stesse. Ciò significa, come gli schemi 1 e 2 propongono, che ogni schema ha un peso differente a seconda di quale sia la tipologia d'impresa e che ambedue presentano degli indicatori maggiormente significativi all'interno di ogni gruppo.⁶⁸

3. *Stabilità temporale dei patterns*

Per quanto concerne l'analisi della stabilità delle componenti, seguendo il metodo di Pinches et al. (1973, 1975) ed Ezzamel et al. (1987a – oltre che a tutti gli altri studi di cui al paragrafo 2.1), sono stati calcolati i coefficienti di correlazione lineare tra i factor loadings per coppie di anni. In altre parole l'analisi di correlazione implica che se due componenti sono tra loro correlate *year over year*, allora si può stabilire con ragionevole certezza che vi sia stabilità dei rispettivi factor loading. Ciò viene fatto per verificare che i risultati annualizzati siano “ragionevolmente” stabili nel tempo⁶⁹.

⁶⁸ Oltretutto, lo schema 1 evidenzia che le imprese growth classificano gli indicatori significativi in un numero inferiore rispetto a quanto fanno le value (i.e. cash flow e peso attività correnti).

⁶⁹ Ciò non implica che le componenti identificate debbano avere la medesima composizione per tutti gli anni considerati. Di fatto l'approccio seguito da Pinches et al. (1973) verifica la stabilità temporale ogni 5 anni e non anno per anno in quanto è possibile che in alcuni anni, seguendo l'evoluzione macroeconomica, vi siano alcuni indicatori piuttosto che altri. Utilizzando, invece, l'orizzonte di un quinquennio si può evitare tali anomalie.

Pertanto, sono state selezionate quelle appartenenti ai seguenti anni: 1991, 1996, 2001, 2006 e 2011⁷⁰. L'analisi è stata condotta su 1.424 e 1.120 osservazioni *value* e *growth* (cfr. tabella 2).

Per quanto riguarda la lista degli indicatori calcolati si rimanda direttamente alla tabella numero 1⁷¹. Tuttavia, per completezza d'esposizione, si ricorda che le variabili non sono state trasformate in alcun modo in quanto, come affermato da precedenti autori (i.e. Ezzamel *et al.*, 1987a)⁷², la trasformazione delle variabili inserisce all'interno dell'analisi un elemento distorsivo⁷³.

Le tabelle 8 e 9 riportano, rispettivamente, i risultati degli autovalori estratti nei cinque anni per entrambe le categorie. Grazie alla regola dell'autovalore maggiore di 1 (Kaiser, 1960) per le società *value* vengono selezionate le seguenti componenti: 11 per il 1991/1996/2001/2006 e 10 per il 2011. Per quanto concerne, invece, le *growth companies* sono state selezionate – sempre mediante la stessa regola di selezione – 9 componenti per il 1991 e 1996, 10 per il 2001 e 2011 ed infine 11 per il 2006⁷⁴. La percentuale “spiegata” da tali componenti è – al minimo – superiore dell'83%; ciò implica che l'analisi è riuscita a creare (mediamente nei cinque anni) 10 componenti, rispetto ai 44 indicatori iniziali, capaci di mantenere almeno l'84% della variabilità della matrice iniziale.

⁷⁰ Tale approccio è coerente con quello seguito dagli autori precedenti (e.g. Pinches *et al.*, 1973). In altre parole, al fine di verificare l'esistenza di patterns empirici vengono analizzati i dati con cadenza periodica quinquennale (nel caso di Pinches *et al.* 1973 sessennale).

⁷¹ In accordo con Hair *et al.* (2009) vi è un rapporto tra osservazioni-ratio superiore a 5:1.

⁷² Ezzamel *et al.* (1987a) stabilirono che non fosse corretto eseguire una trasformazione dei dati (qualunque essa sia) in quanto: (a) i decision makers utilizzano i dati grezzi (i.e. raw data) e (b) non esiste univoco consenso su quale sia il miglior metodo di trasformazione dei dati (Ezzamel *et al.*, 1987b). Pertanto, utilizzare una trasformazione logaritmica – come utilizzata da Pinches *et al.* (1973) – comportava l'inserimento nell'analisi di elementi distorsivi (p. 525). Infatti la loro analisi dimostrò che: (a) i fattori non sono influenzati dalla trasformazione logaritmica e che, quindi, l'ACP è abbastanza robusta in presenza di non normalità e (b) l'aumento del numero di fattori da 7 a 12 dipende largamente dal fatto che si aggiungono nel campione indici finanziari negativi.

⁷³ Tuttavia, al fine di ridurre il peso degli outliers, le variabili sono state winsorizzate (1 e 99%).

⁷⁴ Misura di adeguatezza campionaria di Kaiser (Kaiser; 1970; Kaiser and Rice; 1974; Cerny and Kaiser; 1977) media uguale a: 0.7013 per le *value* e 0.7234 per le *growth*.

INSERIRE TABELLA 8 & 9

Passando all'interpretazione delle suddette componenti le tabelle dalla 10 alla 19 riportano i *factor loadings* superiori a $|0.7|^{75}$ – se non diversamente espresso – ottenuti mediante rotazione Varimax⁷⁶.

INSERIRE TABELLE 10 – 19

Analizzando i risultati dei 5 anni si è potuto osservare che in ambedue le categorie si presentano delle discontinuità (chiamata altresì perturbazione da Gombola e Ketz, 1983a, p. 112). Queste non sono altro che delle modifiche al grado di ponderazione degli indicatori a seguito di variazioni riferibili ad un determinato momento. Come si può notare dallo schema 4, un esempio di discontinuità è la categoria dei CF la quale si presenta nel 1991, 2001 e 2011.

Schema 4: descrizione componenti estratte per anno e per categoria

Panel A - Value⁷⁷

Comp.	1991	1996	2001	2006	2011
1	LIQ	ROI	ROS - AT	LIQ	LIQ
2	ROI	ROS	LIQ	ROI	ROS
3	LEV	LIQ	ROI	LEV	ROI
4	ROS	AT	LEV	ROS	LEV
5	AT	LEV	IM	FA	CF
6	IM	IM	FA	IM	FA
7	FA	LIQ - II	CF	AT	IM
8	CF	FA	WCAP	WCAP	WCAP
9	WCAP	PAC	PAC	PAC	LIQ - II
10	< 70	WCAP	COGS	RI	< 70

⁷⁵ A riguardo si considera $|0.7|$ il limite in quanto “A loading of .70 was chosen since the square of this times 100 equals approximately 50 per cent. Variables with less than 50 per cent common variation with the rotated factor pattern were considered too weak to report (Pinches et al., 1973, p.390)”.

⁷⁶ La rotazione Varimax viene preferita rispetto alle rotazioni Quartimax ed Equamax in quanto: (a) non genera differenti risultati rispetto alle suddette rotazioni (e.g. Ketz et al., 1990) e (b) genera una netta separazione tra le componenti (Di Franco e Marradi, 2003).

⁷⁷ Legenda: Return on investment (ROI), Peso attività correnti (PAC), Leverage (LEV), Cash flow (CASH FLOW), Intensità del magazzino (IM), Attivo fisso (FA), Liquidità (LIQ), Asset Turnover (AT), Return on sales (ROS), Working capital (WCAP), Intensità delle receivables (RI), Leverage II (LEV – II), Liquidità II (LIQ – II) e Asset Turnover II (AT – II, mentre $<|70|$ significa factor loading inferiore al limite di 70.

Panel B - Growth

Comp.	1991	1996	2001	2006	2011
1	LIQ	ROS - AT	LIQ	ROS - AT	ROI
2	ROI	LIQ	ROI	ROI	LIQ
3	ROS	ROI	ROS	LIQ	AT
4	LEV	LEV	LEV	LEV	LEV
5	FA	FA	FA	FA	ROS
6	IM	WCAP	LEV - II	LIQ - II	FA
7	RI	IM	IM	IM	IM
8	WCAP	AT - II	WCAP	WCAP	WCAP
9	< 70	RI < 70	RI	AT - II < 70	AT - II

L'analisi di stabilità è stata condotta, quindi, attraverso l'analisi di correlazione lineare sulle seguenti coppie di anni (cfr. Tabelle 20 e 21): 1991-1996; 1991-2001; 1991-2006; 1991-2011; 1996-2001; 1996-2006; 1996-2011; 2001-2006; 2001-2011 e 2006-2011. Vengono riportati solamente i coefficienti di correlazione lineare tra fattori superiori a $|0.6|$ così da evidenziare solamente i legami “forti” tra i fattori.

INSERIRE TABELLA 20 & 21

Quello che emerge dall'analisi è che le prime componenti (i.e. ovvero quelle entro, ed esclusa, la 9°) sono molto stabili nel tempo. Come lo schema 4 riporta, vi sono categorie che si manifestano solo per alcuni anni, esempio il *cash flow* si presenta nel 1991 (5° componente) e poi si ripresenta nel 2001 (nel 2006 in maniera debole) e nel 2011. Nonostante vi siano dei “salti” (i.e. correlazioni inferiori al limite di $|0.6|$) si può affermare che le categorie identificate hanno una buona stabilità temporale nel periodo di analisi.

Risultato simile per quanto riguarda le *growth*; di fatto si può vedere che anche in questo caso i patterns hanno stazionarietà alternata soprattutto dalla 9° (compresa) componente in poi. Di fatto, osservando le tabelle 8 e 9, si può considerare che le ultime componenti – per entrambe le categorie – hanno una minore rilevanza in quanto apportano un contributo marginale alla variabilità iniziale spiegata; ciò implica che sia più facile assistere ad un “salto” nelle stabilità temporale.

Quindi, alla luce di tali risultati è possibile affermare che gli schemi identificati sono stabili nel medio e nel lungo periodo.

4. *Selezione di indicatori per score e creazione dei portafogli*

Avendo dimostrato che entrambe le tipologie di società hanno dei patterns fattoriali simili, ma con differente “peso”, e che questi sono stabili nel tempo (ad eccezione di alcune perturbazioni riscontrate nelle ultime componenti per entrambe le tipologie), in questa fase si vuole verificare l’effettiva bontà delle informazioni ottenute mediante estrazione empirica. A tal scopo, viene verificato quanto una strategia basata su “effetti segnali” degli indicatori selezionati mediante approccio empirico (i.e. attraverso acp) sia in grado di separare le imprese buone da quelle non e, soprattutto, se sia in grado di anticipare performance future. In altre parole, se *a simple accounting-based fundamental analysis strategy can shift the distribution of returns earned by an investors* (Piotroski, 2000, p. 37).

A tal scopo è stata eseguita la medesima analisi per componenti principale di cui alla fase precedente, tuttavia, in questo caso, sui differenziali dei ratios (Δ year over year)⁷⁸. Tale scelta dipende dal fatto che: (a) si vogliono eliminare i salti (o discontinuità) nei patterns – dovuti magari a situazioni macroeconomiche manifestate durante anni particolari che hanno portato alle “perturbazioni” (si confronti a riguardo Pinches et al., 1973 e Gombola e Ketz, 1983a) – e (b) si pensa che sia più facile codificare un miglioramento (incremento) oppure un peggioramento (decremento) di un indicatore piuttosto che ragionare in termini assoluti.

⁷⁸ In questa fase è stato utilizzato l’approccio seguito da Yli-Olli e Virtanen (1989, 1990), Devine e Seaton (1995) e Martikainen (1993).

In altre parole, l'effetto segnale è, nelle pagine di questo elaborato, espresso come il risultato di una variazione anno con anno di un indicatore specifico. Tale effetto viene considerato più significativo in quanto permette di non dover confrontare il risultato con quello ottenuto dai comparables per poter giudicare la bontà della performance ottenuta (e.g. il *g_score* di Mohanram utilizza proprio il confronto con i risultati mediani del settore quale discriminante). In questo modo, si considera un buon segnale, limitatamente all'indicatore ed all'impresa singola, una variazione positiva o una negativa senza, evitando di fatto il confronto con il gruppo di pari.

La tabella 22, di seguito, presenta gli autovalori estratti dalla procedura.

INSERIRE TABELLA 22

Come si può vedere le *value* hanno – sempre grazie alla regola dell'autovalore maggiore di 1 di Kaiser (1960)⁷⁹ – una componente in più rispetto alle 12 estratte, e selezionate, per le *growth*. Ciò non di meno, entrambe riescono a spiegare più dell'83% (circa) della variabilità originaria. Le tabelle 23 e 24 riportano la matrice dei factor loadings ($x > |0.7|$) per entrambe le categorie.

INSERIRE TABELLA 23 & 24

Osservando le tabelle, si possono estrapolare i segnali, ovvero la variazione del ratio con il più elevato contenuto informativo (i.e. factor loading più elevato), derivante da ogni componente. Ad esempio, il segnale relativo al *return on sales* per le *value* è il rapporto tra net income e le vendite (factor loading 90) mentre per le *growth* è il rapporto tra EBIT e le vendite (factor loading 0.93). Pertanto il segnale positivo per le *value* sarà

⁷⁹ Misura di adeguatezza campionaria di Kaiser (Kaiser; 1970; Kaiser and Rice; 1974; Cerny and Kaiser; 1977) 0.7156 per le *value* e 0.7853 per le *growth*.

una variazione positiva del NI to sales ratio mentre, per quanto riguarda le growth sarà una variazione dell'EBIT ratio, e via dicendo per le restanti.

Così facendo, utilizzando il medesimo approccio seguito da Piotroski (2000) e Mohanram (2005), vengono convogliate informazioni di bilancio (i.e. non valori di mercato) in un unico indice allo scopo di verificare se è in grado di anticipare le performance future dell'impresa.

Tanto premesso, il presente elaborato ha separato le imprese *winner* dalle *losers* sulla base dei segnali evidenziati nelle tabelle 24 e 23 codificando le informazioni in uno score che, nelle pagine del presente elaborato, prende il nome di L_score per entrambe le categorie (cfr. schemi 5 e 6).

Schema 5: metodo di calcolo L-score (Value companies)

	Segnale	Metodo di calcolo	Score
L1	Cash/Total Assets	Cash and short term investments / Assets	Se $\Delta > 0$ 1; 0 altrimenti
L2	Cash/Current Debt	Cash and short term investments / Debt in current liabilities - Total	Se $\Delta > 0$ 1; 0 altrimenti
L3	Cash Flow/Total Asset	Operating Activities - Net Cash Flow / Asset	Se $\Delta > 0$ 1; 0 altrimenti
L4	Cost of Goods Sold/Inventory	Cost of Goods Sold / Inventories - Total	Se $\Delta > 0$ 1; 0 altrimenti
L5	Current Assets/Total Debt	Current Assets - Total / Liabilities - Total	Se $\Delta > 0$ 1; 0 altrimenti
L6	Long Term Debt/Total Assets	Long Term Debt / Total Assets	Se $\Delta < 0$ 1; 0 altrimenti
L7	Net Income/Total Assets	Net Income / Total Assets	Se $\Delta > 0$ 1; 0 altrimenti
L8	NIPD/Sales	(Net Income + Depreciation and Amortization) / Revenue - Total	Se $\Delta > 0$ 1; 0 altrimenti
L9	Receivables/Sales	Receivables / Revenue - Total	Se $\Delta < 0$ 1; 0 altrimenti
L10	Sales/Working Capital ⁸⁰	Revenue - Total / Working Capital	Se $\Delta > 0$ 1; 0 altrimenti
L11	Total Assets/Net Worth	Total Assets / Common Equity	Se $\Delta < 0$ 1; 0 altrimenti
L12	Total Debt/Net Plant	Liabilities - Total / Property, Plant and Equipment (Net)	Se $\Delta < 0$ 1; 0 altrimenti

Schema 6: metodo di calcolo dell'L-score (Growth companies)

	Segnale	Metodo di calcolo	Score
L1	Cash/Total Assets	Cash and short term investments / Assets	Se $\Delta > 0$ 1; 0 altrimenti
L2	Cash/Current Debt	Cash and short term investments / Current liabilities - Total	Se $\Delta > 0$ 1; 0 altrimenti
L3	Receivables /Inventory	Receivables / Inventories	Se $\Delta < 0$ 1; 0 altrimenti
L4	Current Debt/Net Plant	Current liabilities - Total / Property, Plant and Equipment - Total (Net)	Se $\Delta < 0$ 1; 0 altrimenti
L5	EBIT/Equity	EBIT/ Common Equity	Se $\Delta > 0$ 1; 0 altrimenti

⁸⁰ Come si può osservare lo score per le value è stato calcolato su 12 indicatori e non su 13 (come la tabella 23 evidenzia) in quanto vi erano due indicatori che erano l'uno l'inverso dell'altro: il sales to working capital ratio ed il working capital to sales ratio. Pertanto è stato deciso di selezionare il sales to working capital ratio quale indicatore.

L6	Long Term Debt/Total Assets	Long Term Debt / Total Assets	Se $\Delta < 0$ 1; 0 altrimenti
L7	Net Income/Total Assets	Net Income / Total Assets	Se $\Delta > 0$ 1; 0 altrimenti
L8	EBIT/Sales	EBIT / Revenue - Total	Se $\Delta > 0$ 1; 0 altrimenti
L9	Sales/Working Capital	Revenue – Total / Working Capital	Se $\Delta > 0$ 1; 0 altrimenti
L10	Total Assets/Net Worth	Total Assets / Common Equity	Se $\Delta < 0$ 1; 0 altrimenti
L11	Sales/Total Asset	Revenue – Total / Property, Plant and Equipment - Total (Net)	Se $\Delta > 0$ 1; 0 altrimenti
L12	Cash flow /Total Debt	Operating Activities - Net Cash Flow / Liabilities - Total	Se $\Delta > 0$ 1; 0 altrimenti

Quindi, al fine di verificarne la sua bontà nel separare le imprese *winner* dalle *losers* e di anticipare rendimenti futuri positivi, sono stati calcolati l’F_score (Piotroski, 2000) ed il G_score (Mohanram, 2005), sui due rispettivi universi di competenza (F_score per le *value companies* ed il G_score per le *growth*), e vi sono stati confrontati i risultati mediante test non parametrici. Di seguito gli schemi riepilogano i metodi di calcolo del G_score e del F_score (si confronti con Piotroski, 2000; Mohanram, 2005).

Schema 7: metodo di calcolo dell’F-score (Value companies)

	Indice	Metodo di calcolo	Score
F1	Return on Asset	Net Income + Extraordinary Items / Lagged Assets	Se $Roa > 0$ 1; 0 altrimenti
F2	Δ Return on Asset	Δ ROA	Se $\Delta Roa > 0$ 1; 0 altrimenti
F3	Cash Flow	Cash Flow From Operations / Lagged Assets	Se Cash Flow > 0 1; 0 altrimenti
F4	Accrual	ROA – Cash Flow	Se Cash Flow $> Roa$ 1; 0 altrimenti
F5	Δ Margin	Δ (Net Sales - Cost Of Good Sold)/ Sales	Se Δ Margin > 0 1; 0 altrimenti
F6	Δ Turnover	Δ Net Sales / Total Assets	Se Δ Turn > 0 1; 0 altrimenti
F7	Δ Leverage	Δ Long-Term Debt / Total Assets	Se Δ Lev < 0 1; 0 altrimenti
F8	Δ Liquidity	Δ Current Assets / Current Liabilities	Se Δ Liq > 0 1; 0 altrimenti
F9	Equity Offer	Emissione di Equity	Se emesso Equity 1; 0 altrimenti

Schema 8: metodo di calcolo del G-score (Growth companies)

	Indice	Metodo di calcolo	Score
G1	Return on Asset	Net Income + Extraordinary Items / Lagged Assets	Se $Roa \geq$ valore mediano della stessa industry 1; 0 altrimenti
G2	Return on Asset _{cash}	Cash Flow From Operations / Lagged Assets	Se $\Delta Roa_{cash} \geq$ valore mediano della stessa industry 1; 0 altrimenti
G3	Accrual	Return on Asset _{cash} - Return on Asset	Se $\Delta Roa_{cash} \geq Roa$ 1; 0 altrimenti
G4	Earnings variability	Varianza del Return on Asset	Se $\sigma Roa \leq$ valore mediano della stessa industry 1; 0 altrimenti
G5	Sales variability	Varianza Sales Growth	Se $\sigma Sales Growth \leq$ valore mediano della stessa industry 1; 0 altrimenti
G6	R&D	R&D / Lagged value of Assets	Se $R\&D \geq$ valore mediano della stessa industry 1; 0 altrimenti
G7	Capital Expenditure	Capital Expenditure / Lagged Assets	Se $CAPEX \geq$ valore mediano della stessa industry 1; 0 altrimenti
G8	Advertising Intensity	Advertising Intensity / Lagged Assets	Se $AD \geq$ valore mediano della stessa industry 1; 0 altrimenti

5. *Analisi dei rendimenti*

L'analisi dei rendimenti (i.e. delle performance dei portafogli generati per entrambe le tipologie di società) è stata eseguita sul campione di imprese *value* e *growth* evidenziato nella tabella 2 (11,763 osservazioni) con sufficienti informazioni per calcolare gli indicatori “segnale” di cui agli schemi 5-8 ed i rendimenti *raw* e *market adjusted* (cfr. paragrafo 3.6).

Così facendo, l'analisi viene condotta su di un campione di imprese *value* e *growth* che mantengono tale caratteristica almeno per tre anni eliminando, di fatto, l'influenza negativa derivante da osservazioni rientranti in tale categoria occasionalmente⁸¹. Questa procedura viene implementata principalmente perché si vuole eliminare l'effetto distorsivo derivante da errate classificazioni; in altre parole essere *value* o *growth* significa esserlo per – quantomeno – non per un anno singolo. Imponendo tale limite – insieme alla disponibilità dei dati per calcolare il segnale ed il rendimento – si è ottenuto un campione finale composto da 1,630 osservazioni per le *value* e 569 per le *growth*⁸², come evidenziato nella tabella 25. Le tabelle 26 e 27, invece, mostrano le principali statistiche descrittive dei 4 score sopra menzionati.

INSERIRE TABELLA 25 – 27

⁸¹ Ad esempio, l'osservazione *j*-esima al tempo 0 è inclusa nel campione delle imprese *value* se è *value* al tempo t_1 , t_0 e t_{+1} in quanto necessari per calcolare il segnale (i.e. la variazione del ratio tra t_0 e t_1) ed il rendimento futuro (i.e. generato quale rapporto tra il prezzo al t_1 ed il prezzo a t_0)

⁸² Giova ricordare a riguardo che Piotroski (2000) e Mohanram (2005) nelle rispettive ricerche non avevano imposto alcun limite settoriali e/o geografico. Pertanto la differente numerosità del campione dipende dal fatto che il campione iniziale selezionato nel presente progetto era limitato alle imprese manifatturiere operanti in US. Oltre a questo fatto vi è da considerare che per calcolare lo score di Mohanram ai punti 6 e 8 si ha bisogno di R&D e Advertising Intensity i quali riducono notevolmente la numerosità campionaria. Per quanto riguarda la distribuzione temporale, i criteri di selezione hanno fatto sì che le *value* hanno la prima osservazione nel 1992 mentre le *growth* nel 1991.

Quanto evidenziato dalla tabella 25 è che mediamente le imprese *value* e *growth* hanno rendimenti, sia raw sia adjusted⁸³, simili al tempo 0 mentre, per quanto concerne il rendimento futuro a t1 le *value* registrano dei valori nettamente superiori sia in media sia in mediana. Questo risultato prende il nome, nel dibattito scientifico, di “*value anomaly*”; ovvero la tendenza delle azioni *value* (i.e. quindi quelle azioni con elevato valori di *book to market ratio*) di sovraperformare le azioni *growth* (i.e. quindi azioni con bassi valori di *book to market* – Zacks, 2011).

In particolare ci sono alcune ipotesi circa il perché le azioni *growth* sono sopravvalutate rispetto alle *value*, le quali invece risultano talvolta essere immeritatamente sottovalutate. Alla base di tali ipotesi vi è il comportamento, talvolta irrazionale, degli investitori i quali prendono decisioni d’investimento talvolta utilizzando informazioni esogene piuttosto che endogene all’impresa (i.e. le informazioni fondamentali). Come prima cosa, gli investitori ponderano, all’interno del loro *decision making process*, notevolmente l’informazione passata; in altre parole, le azioni *growth* sono correlate positivamente con tassi di crescita passati notevoli così da portare l’investitore a credere che la migliore previsione per domani sia quello che è avvenuto nel passato. Così facendo, proiettare troppo in avanti nel tempo un fattore passato, porta inesorabilmente ad una aspettativa ottimistica. La seconda ipotesi dice che gli investitori scelgono di investire in buone aziende senza considerare il loro attuale *pricing*. Ciò comporta, quindi, pagare troppo per la crescita (si confronti sul tema Penman, 2010).

La terza ipotesi, invece, è quella che, a detta dello scrivente, rappresenta il vero stato dell’arte circa la finanza comportamentale. Una maggiore attenzione dei media e degli analisti circa alcune azioni in particolare porta, inesorabilmente, gli individui a fare

⁸³ Si ricorda che tutti i rendimenti sono winsorizzati all’1%.

trading su informazioni distanti da informazioni fondamentali (i.e. contabili). In altre parole, maggiore è l'attenzione degli analisti circa un'azione *growth*, maggiore sarà il convincimento dell'investitore che quella azione è un buon investimento senza considerare, *sic et simpliciter*, le informazioni fondamentali (Zacks, 2011)⁸⁴. Così facendo si sposta l'attenzione dal fondamentale all'irrazionale (cfr. Shiller, 2006).

Partendo dalle azioni value, le tabelle 28 e 29 riportano i rendimenti correnti e futuri (raw e adjusted) suddivisi per ogni livello di score, sia esso l'*F_score* sia *L_score* ed i rendimenti medi ottenibili creando portafogli con score elevati (i.e. valori pari a 10, 11 e 12 per l'*L_score* e 7, 8 e 9 per l'*F_score*) e bassi livelli (i.e. valori pari a 0, 1 e 2 per l'*L_score* e 0,1, 2 e 3 per l'*F_score*).

Se si osservano i rendimenti correnti (i.e. quelli calcolati mediante il prezzo corrente e quello passato) si può notare, immediatamente, quanto i due score siano in grado di suddividere in maniera notevole le imprese *winner* e le *losers*. A valori modesti di entrambi gli *score* (i.e. *L_Low* e *F_Low*) corrisponde, rispettivamente, un rendimento corrente (adj) di -26.34% e -27.57%; viceversa, ad un valore elevato degli *score* (i.e. *L_High* e *F_High*) corrisponde, rispettivamente, un rendimento corrente (adj) pari al 15.36% ed al 17.49% entrambi statisticamente significativi all'1%. Questo risultato, in altre parole, permette di affermare che esiste una correlazione tra score ed informazione corrente; occorre capire, ora, quanto la stessa possa essere in grado di anticipare l'informazione futura.

Osservando la tabella 28, si può vedere che in media le imprese *winner* (i.e. *F_high*) ottengono un rendimento 1Y future (adj) pari al 18.78% mentre le imprese *losers* (i.e.

⁸⁴ In particolare Lakonishok et al (1994) hanno dimostrato che gli investitori irrazionalmente estrapolano i tassi di crescita passati e li inseriscono all'interno delle loro aspettative tali per cui diventano troppo ottimisti (pessimisti) nei confronti delle imprese cresciute più (meno) velocemente nel passato. Il risultato: azioni value sottovalutate ed azioni growth sopravvalutate (Zacks, 2011, p. 267).

F_low) del 9.8% (statisticamente significativo)⁸⁵. Per quanto riguarda, invece il valore mediano, le stesse ottengono, rispettivamente, un rendimento pari a 3.4% e -19.16% (statisticamente significativo). In altre parole, ciò implica che l'investitore che prende una posizione lunga sulle imprese *winner*s e corta (i.e. vendita allo scoperto⁸⁶) sulle *loser*s generi per lo stesso un rendimento medio del 8.9% (cfr. tabella 28 rendimento adj e Grafico 2/3). Tanto premesso, in virtù del fatto che vendere allo scoperto implica il pagamento di una fee che va a erodere il rendimento finale della strategia, sarebbe meglio che l'investitore decidesse di prendere solamente una posizione lunga sulle imprese *winner*s e lasciare stare l'investimento "corto" sulle *loser*s; così facendo potrebbe ottenere un rendimento medio (adj) del 18.8%⁸⁷. Vediamo, invece, come si comporta lo score scelto attraverso l'ACP.

Osservando la tabella 29 (insieme al Grafico 2/3), si può vedere che in media le imprese *winner*s (i.e. L_high) ottengono un rendimento 1Y future (adj) pari a 27.5% mentre le imprese *loser*s (i.e. L_low) del 5.6% (statisticamente significativa la differenza tra i due valori)⁸⁸; in altre parole, ciò implica che l'investitore il quale prende una contestuale posizione lunga sulle imprese *winner*s e corta sulle *loser*s in grado di generare

⁸⁵ Per verificare l'esistenza, o meno, di significatività statistica nei risultati medi ottenuti dai portafogli high e low è stato applicato il test di Wilcoxon. I test condotti servono a valutare se effettivamente la differenza tra le medie sia statisticamente rilevante. Per fare questo però bisogna utilizzare lo strumento più adatto. Nelle ricerche presentate nel capitolo 2°, tutti gli autori eseguivano dei test ricorrendo a degli stimatori non parametrici. Questo perché nel caso di distribuzione Normale si può ricorrere alla t-Student. Nel nostro caso però non si poteva utilizzare questo stimatore perché mancavano gli assunti di base e soprattutto perché poteva essere distorto da valori estremi e varianze sensibilmente differenti. Per ovviare a tale problematica si è deciso di utilizzare un test non parametrico che non considerasse nessuna ipotesi di distribuzione e che non fosse influenzato dai valori outliers. In particolare si è deciso di utilizzare il test di Wilcoxon (Kruskal, 1957). E' l'analogo non-parametrico del test T di Student per campioni indipendenti. L'ipotesi che si vuole testare è se vi è differenze entro i due campioni oppure no.

⁸⁶ Bisogna considerare che una vendita allo scoperto genera dei *trading costs*. Pertanto, oltre ad essere limitata in molti mercati, bisogna considerare che influenza inesorabilmente il rendimento complessivo di portafoglio. Nel presente elaborato, si considera – seppur utopistico – che non vi siano alcuni costi associati alla vendita allo scoperto.

⁸⁷ La stessa strategia in Piotroski (2000) era in grado di generare un rendimento del 23%.

⁸⁸ Per quanto riguarda, invece il valore mediano, le stesse ottengono, rispettivamente, un rendimento pari a 5.2% (High) e -15.16% (Low) statisticamente significative.

un rendimento medio (adj) del 21.8%. Questo risultato, ci porta a pensare, quindi, che la selezione empirica di un set di indicatori fondamentali sia più efficiente rispetto a quella pragmatica.

Grafico 2: rendimento medio portafogli Value companies

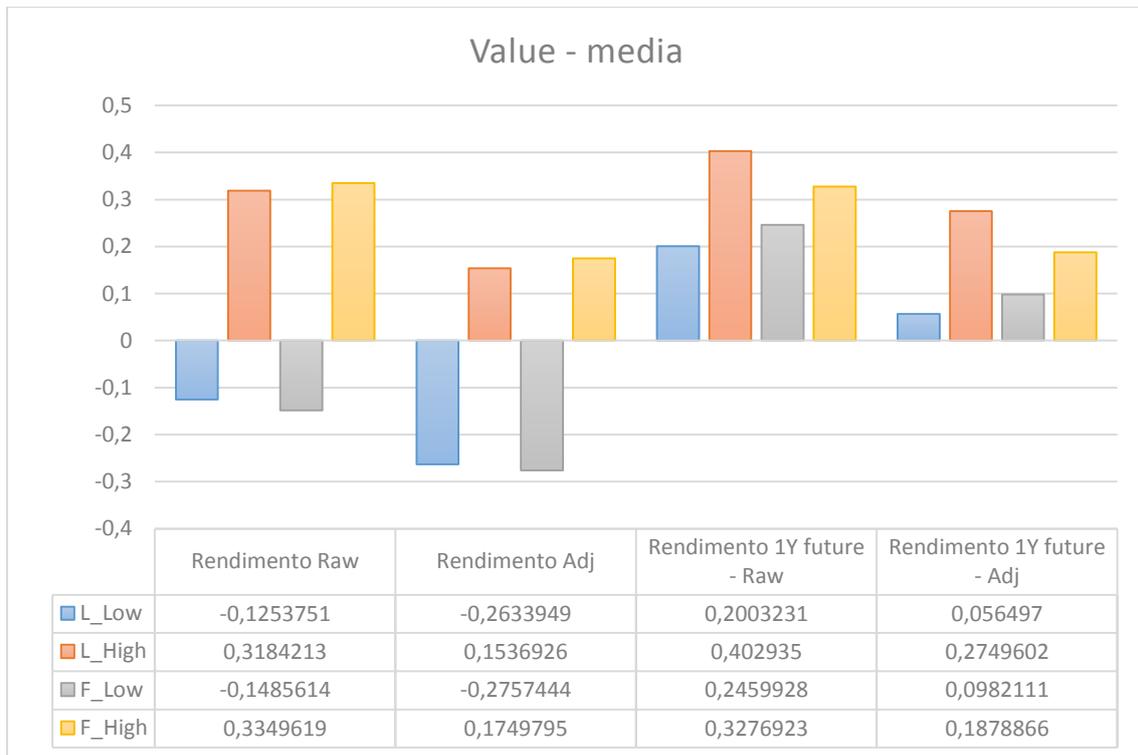
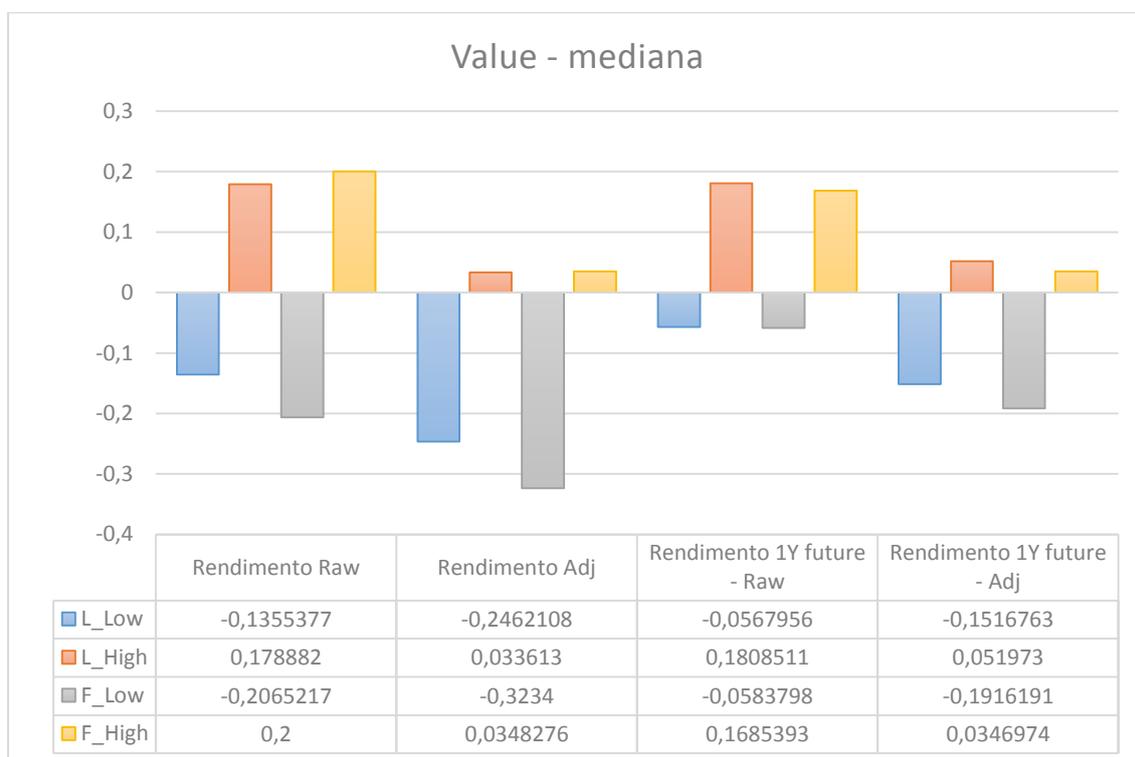


Grafico 3: rendimento mediano portafogli Value companies



Quanto emerge dai grafici sopra è che l'L_score performa come l'F_score per quanto riguarda il rendimento medio corrente, ma è più efficiente se si tratta del rendimento medio futuro (adj).

Per quanto riguarda invece le imprese *growth*, si può notare immediatamente dai grafici 4 e 5 come la situazione sia meno nitida rispetto a quanto suggerito dai grafici 2 e 3⁸⁹. Vediamo nel dettaglio come si comportano i due indicatori.

Partendo dallo score G, si può notare che non è in grado di discriminare le imprese vincenti e quelle non utilizzando l'informazione corrente (i.e. il rendimento corrente). In altre parole, ciò corrobora l'idea di quanto il legame tra informazione fondamentale e performance azionaria sia debole nel caso di azioni *growth*.

⁸⁹ Questo risultato era, quantomeno, atteso. Di fatto come affermato nella precedente letteratura (cfr. Penman, 2010; Zacks, 2011), le azioni *growth* incorporano una componente emotiva non correlata – troppo spesso – con l'informazione fondamentale.

Ciò è visibile nel grafico 4 e nella tabella 30; a valori elevati dello score G (i.e. G_High – valori pari a 6, 7 e 8) corrisponde un rendimento medio corrente (raw) del 9% mentre, diametralmente opposto, a valori modesti di G (i.e. G_Low – valori pari a 1, 2 e 3) si registra un rendimento medio del 32%. Questo fatto, alquanto interessante quanto per certi versi atteso, implica che i valori fondamentali sono riflessi nei valori di mercato (i.e. performance azionaria); a valori elevati di *score*. Stesso risultato laddove si utilizzi la mediana.

INSERIRE TABELLA 30

Per quanto riguarda il rendimento futuro, invece, si osserva che lo score G è in grado di anticipare i rendimenti (raw e adj) tali per cui l'investitore che prende una posizione lunga su G_High e corta su G_Low è in grado di generare un rendimento medio dell'8.07 e 8.97% (statisticamente significativi entrambi); ciò significa che lo score di Mohanram è in grado di anticipare i rendimenti futuri delle azioni componenti il campione.

Grafico 4: rendimento medio portafogli Growth companies

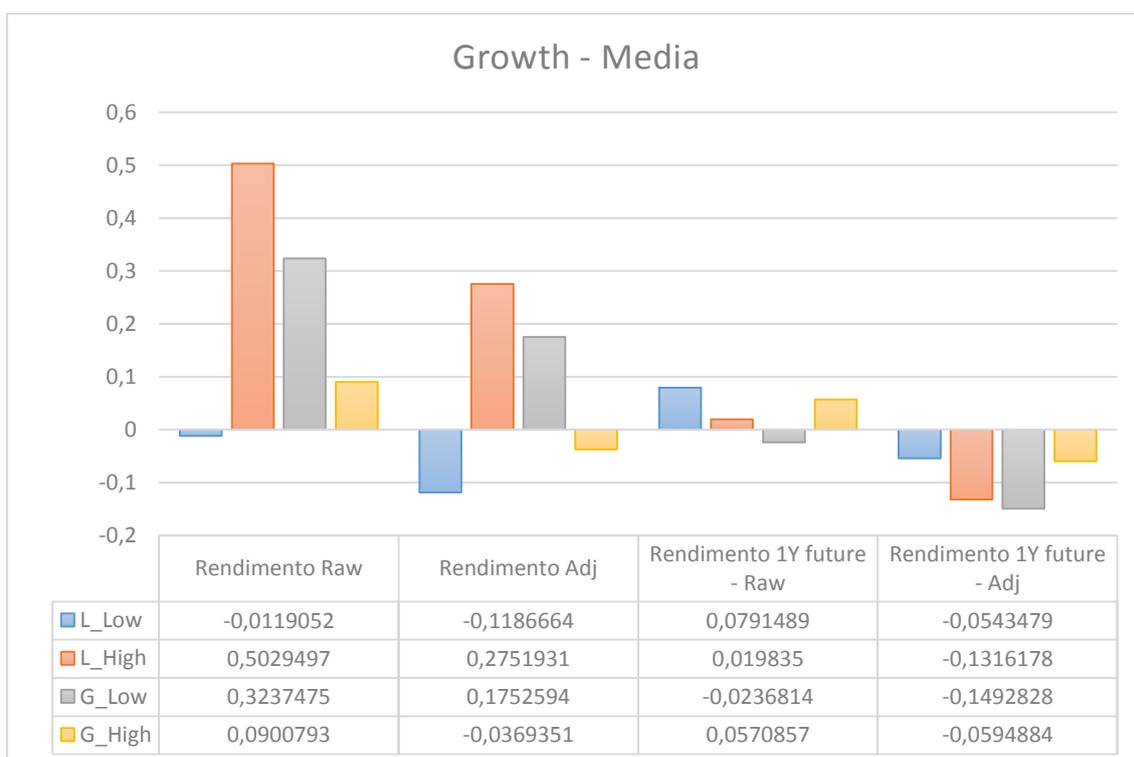
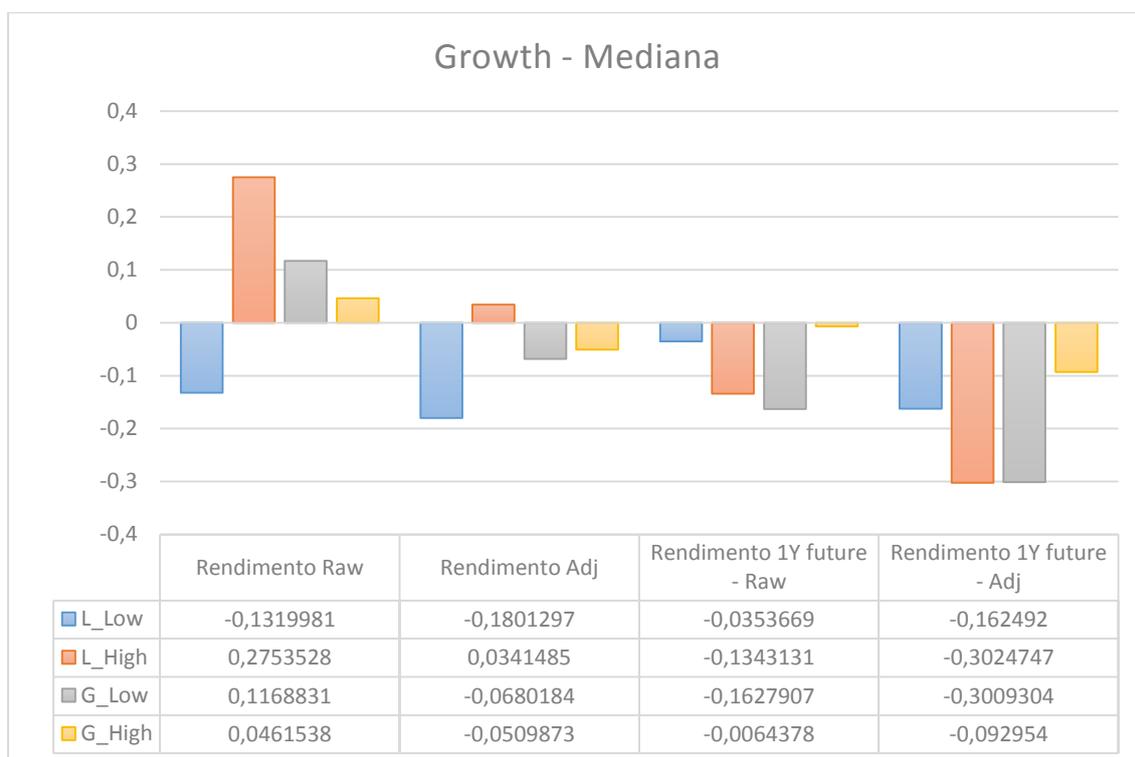


Grafico 5: rendimento mediano portafogli Growth companies



Allo stesso modo utilizzando i valori mediani, è possibile vedere che una posizione lunga/corta su G genera all’investitore un rendimento pari a 15.63 % (raw) e 20.79% (adj)⁹⁰, entrambi statisticamente significativi.

Per quanto concerne, invece, lo score L, la situazione è abbastanza differente. Di fatto, come la tabella 31 mostra, lo score L è in grado, per quanto riguarda l’informazione corrente, di separare le imprese buone da quelle non in maniera più efficiente rispetto allo score G, mentre per quanto riguarda l’informazione futura risulta essere meno efficiente. Vediamo meglio cosa significa.

⁹⁰ Come il grafico 4 evidenzia, molto della performance deriva dai rendimenti negativi delle G_Low. Tale risultato è coerente con quanto studiato da Mohanram nel 2005. Si legge a riguardo che “*The results indicate that the growth oriented fundamental strategy is able to strongly differentiate between future winners and losers. Firms with high GSCORE earn substantially higher size-adjusted returns than firms with low GSCORE. However, a substantial proportion of the success of the strategy is driven by the poor performance of low GSCORE firms. Admittedly, the strength of the strategy lies not in picking which stocks to buy, but in picking which stocks to avoid (Mohanram, 2005, p. 166)*”.

INSERIRE TABELLA 31

Ad elevati livelli di score L (i.e. L_High – valori pari a 10, 11,12) corrispondono elevati livelli di rendimento medio corrente (50% raw e 27.5% adj) mentre a livelli moderati di score (i.e. L_High – valori pari a 1, 2 e 3) corrispondono bassi rendimenti medi (-1.1% raw e -11.8% adj). Ciò implica che lo score L, non essendo calcolato sulla base dei risultati dei comparables come fa il G_score, rispecchia una correlazione positiva tra informazione contabile ed performance azionaria connessa. Tuttavia, nonostante questa utile proprietà, lo score L performa peggio laddove si sposti l'attenzione al rendimento futuro (raw e adj).

Di fatto, come si può osservare dal grafico 4 e dalla tabella 31, l'investitore che prende una posizione lunga su livelli elevati di punteggio (i.e. L_High) e corta su valori bassi (i.e. L_Low) ottiene un rendimento medio (adj) negativo (statisticamente non significativo) ugualmente laddove si consideri il valore mediano.

Questo risultato dimostra, e conferma indirettamente, quanto già affermato dalla precedente letteratura, ovvero che l'essere *glamour*⁹¹ porta inesorabilmente gli individui a fare trading su informazioni distanti da informazioni fondamentali tali da “disancorare” il valore di mercato dal valore fondamentale⁹².

6. *Alcune considerazioni di sintesi*

Quest'ultimo paragrafo sarà dedicato a trarre le conclusioni del lavoro sin qui condotto, evidenziando sia i risultati raggiunti sia i limiti di questo studio, cercando di illustrare dei possibili spunti per poter effettuare in futuro delle nuove ricerche.

⁹¹ I termini *glamour* e *growth* molto spesso sono utilizzati in maniera sinonima (Piotroski, 2012).

⁹² Sul tema dell'ancorare il valore di mercato al valore fondamentale e di come l'investitore debba stare attento a pagare troppo per la crescita attesa, si confronti Penman (2010).

L'obiettivo che il presente elaborato si prefiggeva era di analizzare gli schemi di classificazione empirica degli indicatori di bilancio delle società manifatturiere US distinguendo tra *value* e *growth companies* e di verificare la capacità di separare le imprese winners dalle losers mediante selezione empirica di segnali fondamentali.

Il motivo di tale interesse risiede nella “*value anomaly*” secondo la quale le imprese *value* (i.e. alto rapporto tra valore di libro e capitalizzazione di mercato) tendenzialmente superano le performance ottenute dalle imprese *growth* (i.e. basso rapporto tra valore di libro e capitalizzazione di mercato). Ciò, in armonia con quanto dimostrato in letteratura (Lakonishok et al, 1994; Zacks, 2011), dipende dal fatto che molto spesso all'interno del processo decisionale viene data maggiore enfasi alla crescita passata quale driver di crescita attesa. Ciò porta ad un'aspettativa estremamente ottimistica per quanto riguarda le *growth* (le quali per definizione sono imprese con elevati tassi di crescita passati) ed una negativa per le *value*⁹³.

Pertanto, ripartendo dal dibattito circa i metodi di classificazione degli indicatori finanziari iniziato con Pinches et al. (1973), è stato selezionato un campione di imprese manifatturiere operanti in US durante il periodo 1990/2013 e vi sono stati calcolati 44 indicatori di bilancio inerenti alle principali aree di interesse aziendale. Mediante l'utilizzo di ACP, applicata in armonia con quanto fatto nei principali studi in letteratura⁹⁴, sono stati identificati gli schemi fattoriali per entrambe le imprese *value* (i.e. imprese con ratio *Book to market* superiore all'80° percentile) e *growth* (i.e. *Book to market* inferiore

⁹³ Una maggiore attenzione dei media e degli analisti circa alcune azioni in particolare, porta inesorabilmente gli individui a fare trading su informazioni distanti da informazioni fondamentali (Zacks, 2011)

⁹⁴ Si confronti con: Pinches et al., 1973; Ezzamel et al., 1987a; Pinches et al., 1975; Gombola e Ketz, 1983a; Devin e Seaton, 1995; Johnson, 1978 e 1979; Gombola e Ketz, 1983b; Ketz, 1990; Martikainen, 1994; Yli-Olli e Virtanen, 1989, 1990.

al 20° percentile); ovvero sono state estrapolate, rispettivamente, 11 e 10 componenti (dai 44 indicatori iniziali) in grado di “spiegare” circa l’85% della variabilità iniziale.

In particolare tali componenti rappresentavano le seguenti classi di indicatori (in ordine di estrazione):

1. Value: Return on sales – Asset Turnover, Liquidità, Return on investment, Leverage, Fixed Asset, Intensità Magazzino, Cash flow, Peso attività correnti, Working capital, Peso attività correnti – II, Intensità delle receivables;
2. Growth: Return on sales – Asset Turnover, Return on investment, Liquidità, Leverage, Fixed Asset, Peso attività correnti, Intensità Magazzino, Working capital, Leverage – II, Intensità delle receivables.

Come è possibile osservare, gli schemi estrapolati empiricamente denotano un certo grado di similitudine tra le due categorie di società; vi sono tuttavia alcune differenze, seppur lievi, a livello di “importanza” delle componenti estratte (i.e. l’ordine delle componenti stesse) e di peculiarità intrinseche (i.e. la componente CF e PAC – II nelle *value* e la componente LEV – II nelle *growth*). Ciò corrobora l’idea iniziale che, seppur vi siano delle similitudini a livello di componenti estratte, le stesse acquisiscono un “peso” differente a seconda che sia una società *value* oppure *growth*; oltretutto, l’analisi di correlazione tra i *factor loading* ha evidenziato quanto le componenti estratte, seppur vi siano dei trend (i.e. Gombola e Ketz, 1983a), mostrano una elevata stabilità temporale. Pertanto l’analista finanziario, o semplicemente l’investitore, chiamato ad esprimere un giudizio su di una società dovrà tenere conto dei risultati fino a qui prodotti nella scelta degli indicatori; dal set iniziale di indicatori (sufficientemente vasto per cogliere

molteplici aspetti dell'attività aziendale) è possibile selezionare un numero di indicatori (sensibilmente inferiore) in grado di misurare aspetti unici dell'attività aziendale.

Avendo, quindi, dimostrato che entrambe le tipologie di società hanno degli schemi fattoriali simili, ma con differente “peso”, e che questi sono stabili nel tempo, il secondo obiettivo dell'elaborato era verificare l'effettiva bontà delle informazioni ottenute mediante estrazione empirica. Per fare ciò, è stato verificato quanto una strategia basata su “effetti segnali” degli indicatori selezionati mediante approccio empirico sia in grado di separare le imprese buone da quelle non rispetto all'*F_score* di Piotroski (2000) ed il *G_Score* di Mohanram (2005). In particolare è stato verificato quanto a “*simple accounting-based fundamental analysis strategy can shift the distribution of returns earned by an investors* (Piotroski, 2000, p. 37)”.

Partendo dalle azioni value, se si osservano i rendimenti correnti si può notare quanto i due score sono in grado di suddividere in maniera efficiente le imprese winners e le losers. A valori modesti di entrambi gli score (i.e. *L_Low* e *F_Low*) corrisponde, rispettivamente, un rendimento corrente (adj) negativo, mentre ad un valore elevato degli score (i.e. *L_High* e *F_High*) corrisponde, rispettivamente, un rendimento corrente (adj) positivo. Ciò permette di affermare che esiste una correlazione forte tra score ed informazione corrente. Per quanto concerne, invece il rendimento futuro (adj), una strategia lunga sulle imprese *winners* e corta sulle *losers* genera all'investitore un rendimento medio del 8.9% se utilizza l'*F_score* e del 21.8% se invece utilizza lo *score L* (entrambi statisticamente significativi). Questo risultato, ci porta ad affermare, quindi, che selezionare empiricamente gli indicatori più significativi sia più efficiente rispetto al canonico metodo di selezione pragmatico.

Spostando, invece, l'attenzione sulle imprese *growth*, i risultati hanno dimostrato che lo score G non è in grado di discriminare le imprese vincenti e quelle non utilizzando l'informazione corrente, corroborando quindi l'idea che il legame tra informazione fondamentale e performance azionaria sia debole nel caso delle azioni *growth*, ma che è, tuttavia, in grado di anticipare i rendimenti futuri. Di fatto, una posizione lunga (corta) su valori elevati (bassi) di score G genera per l'investitore un rendimento medio dell'8.07 e 8.97% (rispettivamente raw e adj - statisticamente significativi) ed un rendimento mediano pari a 15.63 % (raw) e 20.79% (adj)⁹⁵. Per quanto concerne, invece, lo score L, la situazione è abbastanza differente; ovvero è in grado di separare le imprese buone da quelle non in maniera più efficiente rispetto allo score G sulla base delle informazioni correnti, mentre per quanto riguarda l'informazione futura risulta essere meno efficiente. Ciò dipende in larga parte dal fatto che lo *score* L si basa sugli indicatori empiricamente selezionati (i.e. quindi ritenuti significativi) mentre lo *score* G utilizza quale mezzo di confronto i risultati dei comparables; così facendo essendo il primo legato alle variabili fondamentali denota una buona correlazione con la performance azionaria, mentre il secondo essendo collegato al risultato dei comparables denota una maggiore correlazione con i risultati futuri.

In conclusione, l'analisi condotta nel presente elaborato ha dimostrato empiricamente che le imprese value e le *growth* hanno schemi fattoriali simili ma con differenti gradi d'importanza e che la selezione empirica delle informazioni permette di generare extra return per l'investitore value ma non per l'investitore *growth*. Ciò dimostra,

⁹⁵ In armonia con quanto trovato da Mohanram nel 2005, parte della performance deriva da “*the poor performance of low GSCORE firms. Admittedly, the strength of the strategy lies not in picking which stocks to buy, but in picking which stocks to avoid (Mohanram, 2005, p. 166)*”.

indirettamente, quanto il valore di mercato delle società growth sia “disancorato” dal valore fondamentale (Penman, 2010).

Vediamo ora i limiti della presente ricerca. *In primis*, la scelta di un campione di imprese manifatturiere operanti in US è stata guidata dalla duplice necessità di: (a) avere dei risultati da utilizzare come confronto (i.e. letteratura precedente) e (b) evitare settori in cui vi è elevata speculazione e/o influenza normativa/contabile (i.e. utilities, banche, tecnologico, etc..). Così facendo, è stato possibile confrontare i risultati con quelli ottenuti più di trent'anni fa anche se ciò ha indirettamente inserito all'interno dell'elaborato il duplice limite geografico e settoriale. In altre parole, i risultati proposti non sono estendibili e generalizzabili a tutte le fattispecie, ma vincolati al settore ed alla locazione geografica selezionate inizialmente.

Tale limitazione influenza non solo i risultati prodotti dall'ACP, ma influenza inevitabilmente i risultati degli score L calcolati ad entrambi i campioni (*growth* e *value*). Di fatto la selezione degli effetti segnale con i quali sono stati calcolati deriva dai rispettivi campioni *value e growth* operanti nel settore manifatturiero in US; pertanto non è detto che la validità dei risultati dei portafogli sia estendibile ad altri contesti⁹⁶.

Ciò non di meno, i limiti di cui sopra, non rappresentano dei vincoli insormontabili anzi, a detta dello scrivente, possono rappresentare un punto di partenza per l'apertura di un dibattito scientifico da estendere a diversi settori e paesi.

⁹⁶ Riguardo il risultato del portafogli *value e growth*, bisogna considerare che la finalità del presente elaborato era di dimostrare quanto una strategia basata su selezione empirica degli effetti segnali sia più efficiente di una strategia pragmatica. Pertanto il risultato ottenuto non rappresenta, per forza, la strategia d'investimento ottimale.

Appendice

Tabella 1: indicatori di bilancio e metodo di calcolo (Compustat Label)

Indice	Numeratore	Denominatore
Cash/Sales	Cash and short term investments	Revenue - Total
Cash/Current Debt	Cash and short term investments	Current liabilities - Total
Cash/Total Assets	Cash and short term investments	Total Assets
Cash/Total Debt	Cash and short term investments	Liabilities - Total
Cash Flow/Equity	Operating Activities - Net Cash Flow	Common Equity
Cash Flow/Sales	Operating Activities - Net Cash Flow	Revenue - Total
Cash Flow/Total Assets	Operating Activities - Net Cash Flow	Total Assets
Cash Flow/Total Debt	Operating Activities - Net Cash Flow	Liabilities - Total
Cost of Goods Sold/Inventory	Cost of Goods Sold	Inventories - Total
Cost of Goods Sold/Sales	Cost of Goods Sold	Revenue - Total
Current Assets/Current Debt	Current Assets - Total	Current liabilities - Total
Current Assets/Sales	Current Assets - Total	Revenue - Total
Current Assets/Total Assets	Current Assets - Total	Total Assets
Current Assets/Total Debt	Current Assets - Total	Liabilities - Total
EBIT/Equity	EBIT	Common Equity
EBIT/Sales	EBIT	Revenue - Total
EBIT/Total Assets	EBIT	Total Assets
Inventory/Current Assets	Inventories - Total	Current Assets - Total
Inventory/Sales	Inventories - Total	Revenue - Total
Inventory/Working Capital	Inventories - Total	Working Capital
Long Term Debt/Total Assets	Long Term Debt	Total Assets
Quick Assets/Current Debt	Cash	Current liabilities - Total
Quick Assets/Sales	Cash	Revenue - Total
Quick Assets/Total Assets	Cash	Total Assets
Receivables/Inventories	Receivables	Inventories - Total
Receivables/Sales	Receivables	Revenue - Total
Total Debt/Total Assets	Liabilities - Total	Total Assets
Working Capital/Sales	Working Capital	Revenue - Total
Working Capital/Total Assets	Working Capital	Total Assets
NIPD/Equity	Net Income + Depreciation and Amortization	Common Equity
NIPD/Sales	Net Income + Depreciation and Amortization	Revenue - Total
NIPD/Total Assets	Net Income + Depreciation and Amortization	Total Assets
Current Debt/Net Plant	Current liabilities - Total	Property, Plant and Equipment - Total (Net)
Sales/Total Assets	Revenue - Total	Total Assets
Sales/Net Plant	Revenue - Total	Property, Plant and Equipment - Total (Net)
Sales/Total Capital	Revenue - Total	Common Equity
Sales/Working Capital	Revenue - Total	Working Capital
Total Debt/Net Plant	Liabilities - Total	Property, Plant and Equipment - Total (Net)
Total Debt/Net Worth	Liabilities - Total	Common Equity
Total Assets/Net Worth	Total Assets	Common Equity
Net Income/Total Assets	Net Income	Total Assets
Net Income/Net Worth	Net Income	Common Equity
Net Income/Sales	Net Income	Revenue - Total
Current Debt/Net Worth	Current liabilities - Total	Common Equity

Tabella 2: selezione del campione

Pulizia del campione	
68,962	Società quotate (North America) operanti nel settore manufacturing (SIC code compreso tra 2100 e 3800 disponibili su COMPUSTAT per il periodo 1989/2013)
<i>Osservazioni eliminate</i>	<i>Criterio di scelta</i>
13,686	Country non USA
338	Valuta non USD
349	Durata fiscal year inferiore a 12 mesi
7,490	Patrimonio Netto negativo
6,576	Mancanza di dati per calcolare BTM ratio
40,523	Step I°
26,853	Società con book to market ratio compreso tra il secondo ed il quarto quintile Lagged value (i.e. eliminare differenti timing di chiusura esercizio)
13,670	Step II°
1,907	Mancanza di almeno uno degli indicatori di cui in tabella 1
11,763	Finale

Tabella 3: distribuzione annuale delle osservazioni

Anno	Growth	Value	Total
1990	37	43	80
1991	240	272	512
1992	246	281	527
1993	267	291	558
1994	278	326	604
1995	307	341	648
1996	309	368	677
1997	318	387	705
1998	300	356	656
1999	285	344	629
2000	251	327	578
2001	227	308	535
2002	224	292	516
2003	233	246	479
2004	211	272	483
2005	185	271	456
2006	198	262	460
2007	201	251	452
2008	182	222	404
2009	174	219	393
2010	151	219	370
2011	146	214	360
2012	154	201	355
2013	137	189	326
Totale	5,261	6,502	11,763
Totale - 5 Y	1,120	1,424	2,544

Tabella 4: Statistiche descrittive Value e Growth (lagged)

Variabile	Panel A - Value (6,502)					Panel B - Growth (5,261)					Significatività	
	Media	St. Dev	1° Q	Mediana	3° Q	Media	St. Dev	1° Q	Mediana	3° Q	Media	Mediana
Cash/Sales	0.3129	2.2427	0.012	0.0511	0.169	1.8627	8.7619	0.0512	0.2025	0.6843	***	***
Cash/Current Debt	1.0317	2.4113	0.0604	0.2697	0.9558	2.0342	3.2325	0.1945	0.7834	2.4582	***	***
Cash/Total Assets	0.1354	0.1716	0.016	0.0633	0.1934	0.2766	0.2483	0.06	0.2076	0.4419	***	***
Cash/Total Debt	0.7632	2.0293	0.0299	0.1326	0.5928	1.4362	2.5508	0.1015	0.5057	1.5728	***	***
Cash Flow/Equity	0.0726	0.3559	-0.013	0.0958	0.1984	-0.1351	1.0344	-0.2918	0.1196	0.3441	N.S.	***
Cash Flow/Sales	-0.0744	1.6158	-0.0057	0.0398	0.0828	-1.2373	6.2921	-0.2109	0.0546	0.1459	**	***
Cash Flow/Total Assets	0.0344	0.1255	-0.0074	0.0492	0.0991	-0.0492	0.3258	-0.1533	0.06	0.1521	N.S.	***
Cash Flow/Total Debt	0.0856	0.5878	-0.0144	0.1029	0.2567	-0.2348	1.425	-0.3849	0.1136	0.3675	***	*
Cost of Goods Sold/Inventory	6.1277	8.4991	2.6727	4.0759	6.2826	8.6428	15.0138	2.3955	4.0189	7.2627	N.S.	N.S.
Cost of Goods Sold/Sales	0.7525	0.7026	0.6288	0.7269	0.8123	1.3908	5.4633	0.3875	0.5713	0.7407	***	***
Current Assets/Current Debt	3.2462	3.0814	1.7125	2.4212	3.6158	3.5545	3.5116	1.4932	2.3668	4.2607	N.S.	N.S.
Current Assets/Sales	0.7257	2.4315	0.3463	0.4572	0.634	2.4336	9.6007	0.3883	0.6021	1.139	***	***
Current Assets/Total Assets	0.5927	0.1957	0.4496	0.5965	0.7456	0.6128	0.2116	0.4548	0.6203	0.7894	***	***
Current Assets/Total Debt	2.12	2.7251	0.8194	1.3102	2.2703	2.4519	2.9527	0.7813	1.381	2.9345	***	***
EBIT/Equity	-0.0172	0.4722	-0.0658	0.0652	0.1548	-0.1994	1.3445	-0.3551	0.1785	0.4092	***	***
EBIT/Sales	-0.1476	2.1141	-0.0305	0.0267	0.0595	-1.6282	8.1999	-0.2924	0.0764	0.1738	***	***
EBIT/Total Assets	-0.0024	0.1519	-0.0351	0.0335	0.0747	-0.061	0.3972	-0.1949	0.0857	0.1848	***	***
Inventory/Current Assets	0.3849	0.1712	0.2627	0.39	0.508	0.246	0.1768	0.0962	0.2207	0.3623	***	***
Inventory/Sales	0.2003	0.1404	0.1154	0.172	0.2476	0.1876	0.2063	0.0793	0.1275	0.2065	***	***
Inventory/Working Capital	0.7856	1.2005	0.3881	0.6747	0.9903	0.5343	1.3645	0.0934	0.328	0.7913	***	***
Long Term Debt/Total Assets	0.1434	0.1534	0.0019	0.096	0.2424	0.1312	0.1671	0	0.0481	0.2266	***	***
Quick Assets/Current Debt	0.6666	1.3681	0.0546	0.2135	0.7118	1.3101	2.1703	0.1514	0.5443	1.4652	***	***
Quick Assets/Sales	0.1874	1.2073	0.0109	0.0405	0.1251	1.1326	4.8481	0.0403	0.1327	0.4066	***	***

Quick Assets/Total Assets	0.099	0.1264	0.0141	0.0481	0.1369	0.1921	0.197	0.0424	0.1259	0.2783	***	***
Receivables/Inventories	1.2897	1.753	0.5856	0.8668	1.3352	2.0168	2.7878	0.7042	1.2109	2.0473	***	***
Receivables/Sales	0.1643	0.0904	0.1165	0.1523	0.1931	0.1887	0.1522	0.1128	0.158	0.2143	***	***
Total Debt/Total Assets	0.4527	0.2117	0.2898	0.4496	0.6101	0.456	0.2541	0.2313	0.4337	0.661	N.S.	**
Working Capital/Sales	0.4679	1.9889	0.1491	0.2524	0.4179	1.6847	7.3487	0.1297	0.3141	0.7669	***	***
Working Capital/Total Assets	0.3412	0.2176	0.191	0.3304	0.4902	0.3469	0.261	0.1531	0.3385	0.5474	N.S.	N.S.
NIPD/Equity	-0.0827	0.7311	-0.069	0.0864	0.1619	-0.2627	1.4681	-0.34	0.1832	0.3533	***	***
NIPD/Sales	-0.1601	2.1933	-0.0278	0.0357	0.0697	-1.535	7.5132	-0.2649	0.0742	0.1553	***	***
NIPD/Total Assets	-0.0089	0.1967	-0.0343	0.0457	0.0838	-0.0729	0.4033	-0.1814	0.0845	0.1645	***	***
Current Debt/Net Plant	2.4343	4.8156	0.553	1.0907	2.3243	3.3752	6.5774	0.788	1.4177	2.9268	***	***
Sales/Total Assets	1.2703	0.5792	0.8817	1.2225	1.5748	1.0069	0.6604	0.5295	0.9239	1.3646	***	***
Sales/Net Plant	10.8491	15.6859	3.2239	5.7174	11.3635	10.3553	15.9894	2.7244	5.4335	10.6532	***	**
Sales/Total Capital	3.2289	3.3175	1.5269	2.3932	3.7004	3.5834	5.3065	0.875	1.8233	3.7222	***	***
Sales/Working Capital	5.0116	10.5285	2.1611	3.6521	5.9531	4.0824	12.7091	0.8553	2.3855	5.3877	***	***
Total Debt/Net Plant	3.6201	6.1913	1.1822	1.9467	3.7197	5.2668	9.7584	1.3956	2.4001	4.7433	***	***
Total Debt/Net Worth	1.4824	2.3777	0.4107	0.8289	1.6062	2.2415	4.1695	0.3048	0.8111	2.0604	N.S.	N.S.
Total Assets/Net Worth	2.5277	2.5215	1.4207	1.8416	2.6359	3.3382	4.3637	1.3152	1.8388	3.1296	N.S.	N.S.
Net Income/Total Assets	-0.0537	0.2035	-0.079	0.0062	0.0428	-0.1145	0.4104	-0.2207	0.0475	0.1251	***	***
Net Income/Net Worth	-0.2032	0.8134	-0.1715	0.0121	0.0789	-0.4084	1.5567	-0.4255	0.1109	0.2588	***	***
Net Income/Sales	-0.2162	2.3574	-0.0682	0.0049	0.0335	-1.659	7.8709	-0.3415	0.042	0.1159	***	***
Current Debt/Net Worth	0.7422	1.126	0.2481	0.4324	0.7715	1.1018	1.8532	0.2199	0.4637	1.0505	***	***
Book to market ratio	1.3784	0.8576	0.7989	1.136	1.681	0.2252	0.2206	0.1076	0.1796	0.2739	***	***

N.S., *, **, *** denotano, rispettivamente, non significatività e livelli di 10%, 5% e 1%.

Tabella 5: Autovalori e relativa % di varianza spiegata

Comp.	Panel A - Growth			Panel B - Value		
	Autovalore	Proporzione	Cumulata	Autovalore	Proporzione	Cumulata
1	12.062	0.274	0.274	9.592	0.218	0.218
2	7.903	0.180	0.454	7.550	0.172	0.390
3	4.916	0.112	0.566	4.590	0.104	0.494
4	3.295	0.075	0.640	3.049	0.069	0.563
5	2.609	0.059	0.700	2.837	0.065	0.628
6	2.130	0.048	0.748	2.758	0.063	0.690
7	1.724	0.039	0.787	1.835	0.042	0.732
8	1.386	0.032	0.819	1.621	0.037	0.769
9	1.087	0.025	0.843	1.238	0.028	0.797
10	1.048	0.024	0.867	1.154	0.026	0.823
11	0.951	0.022	0.889	1.022	0.023	0.847
12	0.746	0.017	0.906	0.871	0.020	0.866
13	0.588	0.013	0.919	0.844	0.019	0.886
14	0.513	0.012	0.931	0.784	0.018	0.903
15	0.466	0.011	0.941	0.654	0.015	0.918
16	0.316	0.007	0.949	0.577	0.013	0.931
17	0.273	0.006	0.955	0.462	0.011	0.942
18	0.254	0.006	0.961	0.388	0.009	0.951
19	0.234	0.005	0.966	0.315	0.007	0.958
20	0.201	0.005	0.971	0.276	0.006	0.964

Tabella 6: Matrice factor loadings value companies (Varimax)

Value - Ratio	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9	Factor10	Factor11
Receivables/Sales											90
Quick Assets/Total Assets										71	
Inventory/Working Capital									95		
Sales/Working Capital									96		
Current Assets/Total Assets								81			
Cash Flow/Total Debt							78				
Cash Flow/Total Assets							81				
Receivables/Inventories						85					
Cost of Goods Sold/Inventory						88					
Sales/Net Plant					85						
Total Debt/Net Plant					95						
Current Debt/Net Plant					96						
Current Debt/Net Worth				86							
Sales/Total Capital				90							
Total Debt/Net Worth				94							
Total Assets/Net Worth				94							
EBIT/Total Assets			74								
EBIT/Equity			79								
Net Income/Net Worth			82								
NIPD/Equity			86								
NIPD/Total Assets			87								
Net Income/Total Assets			88								
Quick Assets/Current Debt		79									
Current Assets/Total Debt		92									
Cash/Total Debt		94									
Current Assets/Current Debt		94									
Cash/Current Debt		95									
Current Assets/Sales	-93										
Cash/Sales	-91										
Working Capital/Sales	-85										

Quick Assets/Sales	-77									
NIPD/Sales	89									
Net Income/Sales	89									
EBIT/Sales	92									
Cash Flow/Sales	93									

Tabella 7: Matrice factor loadings growth companies (Varimax)

Growth - ratio	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9	Factor10
Receivables/Sales										76
Inventory/Working Capital								95		
Sales/Working Capital								95		
Cost of Goods Sold/Inventory							82			
Receivables/Inventories							85			
Current Assets/Total Assets						77				
Sales/Net Plant					85					
Total Debt/Net Plant					92					
Current Debt/Net Plant					95					
Sales/Total Capital				90						
Current Debt/Net Worth				90						
Total Debt/Net Worth				95						
Total Assets/Net Worth				95						
Quick Assets/Current Debt			81							
Cash/Current Debt			92							
Current Assets/Total Debt			92							
Cash/Total Debt			93							
Current Assets/Current Debt			93							
Net Income/Net Worth		85								
Cash Flow/Equity		87								
NIPD/Equity		88								
Cash Flow/Total Assets		89								
EBIT/Equity		89								

EBIT/Total Assets		92													
NIPD/Total Assets		93													
Net Income/Total Assets		93													
Cash Flow/Sales	-93														
EBIT/Sales	-93														
NIPD/Sales	-91														
Net Income/Sales	-91														
Working Capital/Sales	86														
Cost of Goods Sold/Sales	87														
Quick Assets/Sales	89														
Cash/Sales	91														
Current Assets/Sales	93														

Tabella 8: Autovalori e relativa % di varianza spiegata (Value companies)

	1991			1996			2001			2006			2011		
Comp.	Autovalore	Proporzione	Cumulata	Aut.	Prop.	Cum.									
1	9.183	20.9%	20.9%	9.939	22.6%	22.6%	11.487	26.1%	26.1%	10.548	24.0%	24.0%	11.503	26.1%	26.1%
2	7.632	17.4%	38.2%	8.848	20.1%	42.7%	7.600	17.3%	43.4%	9.276	21.1%	45.1%	9.417	21.4%	47.6%
3	3.973	9.0%	47.3%	4.547	10.3%	53.0%	4.468	10.2%	53.5%	4.742	10.8%	55.8%	3.681	8.4%	55.9%
4	3.342	7.6%	54.8%	3.702	8.4%	61.5%	3.219	7.3%	60.9%	2.802	6.4%	62.2%	3.399	7.7%	63.6%
5	3.215	7.3%	62.2%	2.788	6.3%	67.8%	2.555	5.8%	66.7%	2.684	6.1%	68.3%	2.781	6.3%	70.0%
6	2.765	6.3%	68.4%	2.343	5.3%	73.1%	2.381	5.4%	72.1%	1.939	4.4%	72.7%	2.651	6.0%	76.0%
7	2.036	4.6%	73.1%	1.996	4.5%	77.6%	2.016	4.6%	76.7%	1.845	4.2%	76.9%	1.636	3.7%	79.7%
8	1.888	4.3%	77.4%	1.815	4.1%	81.8%	1.534	3.5%	80.1%	1.465	3.3%	80.2%	1.590	3.6%	83.3%
9	1.622	3.7%	81.0%	1.355	3.1%	84.9%	1.214	2.8%	82.9%	1.301	3.0%	83.2%	1.231	2.8%	86.1%
10	1.521	3.5%	84.5%	1.180	2.7%	87.5%	1.090	2.5%	85.4%	1.183	2.7%	85.9%	1.106	2.5%	88.6%
11	1.024	2.3%	86.8%	1.139	2.6%	90.1%	1.047	2.4%	87.8%	1.033	2.4%	88.2%	0.954	2.2%	90.8%
12	0.982	2.2%	89.1%	0.850	1.9%	92.1%	0.879	2.0%	89.8%	0.974	2.2%	90.4%	0.655	1.5%	92.3%
13	0.840	1.9%	91.0%	0.652	1.5%	93.5%	0.714	1.6%	91.4%	0.807	1.8%	92.3%	0.548	1.3%	93.5%
14	0.734	1.7%	92.6%	0.594	1.4%	94.9%	0.652	1.5%	92.9%	0.635	1.4%	93.7%	0.498	1.1%	94.7%
15	0.576	1.3%	93.9%	0.509	1.2%	96.0%	0.583	1.3%	94.2%	0.439	1.0%	94.7%	0.442	1.0%	95.7%

16	0.497	1.1%	95.1%	0.285	0.7%	96.7%	0.501	1.1%	95.3%	0.427	1.0%	95.7%	0.381	0.9%	96.5%
17	0.420	1.0%	96.0%	0.244	0.6%	97.2%	0.413	0.9%	96.3%	0.359	0.8%	96.5%	0.311	0.7%	97.2%
18	0.305	0.7%	96.7%	0.169	0.4%	97.6%	0.307	0.7%	97.0%	0.302	0.7%	97.2%	0.226	0.5%	97.8%
19	0.224	0.5%	97.2%	0.157	0.4%	98.0%	0.233	0.5%	97.5%	0.233	0.5%	97.7%	0.187	0.4%	98.2%
20	0.187	0.4%	97.7%	0.138	0.3%	98.3%	0.184	0.4%	97.9%	0.160	0.4%	98.1%	0.142	0.3%	98.5%

Tabella 9: Autovalori e relativa % di varianza spiegata (Growth companies)

Comp.	1991			1996			2001			2006			2011		
	Autovalore	Proporzione	Cumulata	Aut.	Prop.	Cum.									
1	12.009	27.3%	27.3%	12.886	29.3%	29.3%	10.670	24.3%	24.3%	13.405	30.5%	30.5%	10.798	24.5%	24.5%
2	9.187	20.9%	48.2%	8.031	18.3%	47.5%	9.141	20.8%	45.0%	8.020	18.2%	48.7%	8.688	19.7%	44.3%
3	3.873	8.8%	57.0%	4.965	11.3%	58.8%	4.089	9.3%	54.3%	5.050	11.5%	60.2%	4.493	10.2%	54.5%
4	2.992	6.8%	63.8%	3.132	7.1%	65.9%	3.535	8.0%	62.4%	2.993	6.8%	67.0%	3.598	8.2%	62.7%
5	2.831	6.4%	70.2%	2.575	5.9%	71.8%	2.521	5.7%	68.1%	2.643	6.0%	73.0%	2.875	6.5%	69.2%
6	2.288	5.2%	75.4%	2.124	4.8%	76.6%	2.061	4.7%	72.8%	1.961	4.5%	77.4%	2.221	5.1%	74.3%
7	1.715	3.9%	79.3%	1.713	3.9%	80.5%	1.943	4.4%	77.2%	1.544	3.5%	80.9%	2.136	4.9%	79.1%
8	1.479	3.4%	82.7%	1.443	3.3%	83.8%	1.690	3.8%	81.0%	1.310	3.0%	83.9%	1.715	3.9%	83.0%
9	1.236	2.8%	85.5%	1.145	2.6%	86.4%	1.224	2.8%	83.8%	1.088	2.5%	86.4%	1.388	3.2%	86.2%
10	0.972	2.2%	87.7%	0.990	2.3%	88.6%	1.046	2.4%	86.2%	1.084	2.5%	88.9%	1.029	2.3%	88.5%
11	0.958	2.2%	89.9%	0.826	1.9%	90.5%	0.976	2.2%	88.4%	1.003	2.3%	91.1%	0.903	2.1%	90.6%
12	0.778	1.8%	91.6%	0.758	1.7%	92.2%	0.862	2.0%	90.4%	0.634	1.4%	92.6%	0.736	1.7%	92.2%
13	0.550	1.3%	92.9%	0.636	1.5%	93.7%	0.636	1.5%	91.8%	0.570	1.3%	93.9%	0.712	1.6%	93.9%
14	0.483	1.1%	94.0%	0.459	1.0%	94.7%	0.558	1.3%	93.1%	0.486	1.1%	95.0%	0.437	1.0%	94.8%
15	0.425	1.0%	95.0%	0.411	0.9%	95.7%	0.491	1.1%	94.2%	0.341	0.8%	95.8%	0.421	1.0%	95.8%
16	0.327	0.7%	95.7%	0.302	0.7%	96.4%	0.416	0.9%	95.1%	0.321	0.7%	96.5%	0.344	0.8%	96.6%
17	0.305	0.7%	96.4%	0.270	0.6%	97.0%	0.356	0.8%	96.0%	0.237	0.5%	97.0%	0.298	0.7%	97.3%
18	0.244	0.6%	96.9%	0.224	0.5%	97.5%	0.289	0.7%	96.6%	0.224	0.5%	97.5%	0.262	0.6%	97.9%
19	0.233	0.5%	97.5%	0.204	0.5%	97.9%	0.239	0.5%	97.2%	0.200	0.5%	98.0%	0.184	0.4%	98.3%
20	0.175	0.4%	97.9%	0.172	0.4%	98.3%	0.202	0.5%	97.6%	0.154	0.4%	98.3%	0.162	0.4%	98.6%

Tabella 10: Matrice factor loadings value companies (Varimax) - 1991

Value 1991	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9	Factor10
Inventory/Working Capital									95	
Sales/Working Capital									96	
Cash Flow/Total Debt								76		
Cash Flow/Equity								78		
Cash Flow/Total Assets								81		
Sales/Net Plant							83			
Total Debt/Net Plant							94			
Current Debt/Net Plant							95			
Cost of Goods Sold/Inventory						-76				
Inventory/Current Assets						81				
Inventory/Sales						84				
Cash/Sales					93					
Working Capital/Sales					94					
Current Assets/Sales					95					
EBIT/Sales				72						
Cash Flow/Sales				90						
NIPD/Sales				96						
Net Income/Sales				96						
Sales/Total Capital			85							
Current Debt/Net Worth			86							
Total Debt/Net Worth			96							
Total Assets/Net Worth			96							
Net Income/Net Worth		82								
EBIT/Equity		84								
EBIT/Total Assets		84								
NIPD/Equity		86								
NIPD/Total Assets		88								
Net Income/Total Assets		90								
Cash/Total Assets	73									

Quick Assets/Total Assets	75									
Current Assets/Current Debt	83									
Current Assets/Total Debt	85									
Cash/Current Debt	91									
Cash/Total Debt	91									
Quick Assets/Current Debt	94									

Tabella 11: Matrice factor loadings value companies (Varimax) - 1996

Value 1996	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9	Factor10
Receivables/Sales										
Sales/Working Capital										91
Inventory/Working Capital										94
Sales/Total Assets									77	
Current Assets/Total Assets									79	
Sales/Net Plant								80		
Current Debt/Net Plant								97		
Total Debt/Net Plant								97		
Cash/Total Assets							71			
Quick Assets/Sales							72			
Quick Assets/Total Assets							91			
Inventory/Current Assets						-74				
Cost of Goods Sold/Inventory						86				
Receivables/Inventories						89				
Total Debt/Total Assets					77					
Sales/Total Capital					79					
Total Debt/Net Worth					89					
Total Assets/Net Worth					89					
Cash Flow/Total Debt				-86						
Working Capital/Sales				85						
Cash/Sales				86						
Cost of Goods Sold/Sales				89						

Cash/Total Debt			86							
Cash/Current Debt			87							
Current Assets/Total Debt			91							
Current Assets/Current Debt			93							
Cash Flow/Sales		97								
EBIT/Sales		97								
NIPD/Sales		98								
Net Income/Sales		98								
EBIT/Total Assets	71									
Cash Flow/Equity	85									
Net Income/Net Worth	90									
NIPD/Equity	92									
EBIT/Equity	94									

Tabella 12: Matrice factor loadings value companies (Varimax) - 2001

Value 2001	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9	Factor10
Cost of Goods Sold/Sales										77
Long Term Debt/Total Assets									-75	
Inventory/Working Capital								97		
Sales/Working Capital								97		
Cash Flow/Total Assets							76			
Cash Flow/Total Debt							78			
Sales/Net Plant						85				
Current Debt/Net Plant						94				
Total Debt/Net Plant						94				
Cost of Goods Sold/Inventory					-77					
Receivables/Inventories					-74					
Inventory/Sales					79					
Inventory/Current Assets					84					
Sales/Total Capital				92						
Current Debt/Net Worth				93						

Total Debt/Net Worth				94							
Total Assets/Net Worth				94							
EBIT/Equity			77								
Net Income/Net Worth			84								
NIPD/Total Assets			85								
Net Income/Total Assets			85								
NIPD/Equity			89								
Quick Assets/Current Debt		83									
Current Assets/Current Debt		89									
Current Assets/Total Debt		89									
Cash/Total Debt		91									
Cash/Current Debt		92									
Cash Flow/Sales	-94										
EBIT/Sales	-92										
Net Income/Sales	-84										
NIPD/Sales	-82										
Working Capital/Sales	86										
Cash/Sales	88										
Current Assets/Sales	89										
Quick Assets/Sales	93										

Tabella 13: Matrice factor loadings value companies (Varimax) - 2006

Value 2006	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9	Factor10
Receivables/Sales										79
Current Assets/Total Assets									82	
Inventory/Working Capital								92		
Sales/Working Capital								92		
Cost of Goods Sold/Sales							81			
Cost of Goods Sold/Inventory						86				
Receivables/Inventories						89				
Sales/Net Plant					89					

Total Debt/Net Plant					93					
Current Debt/Net Plant					96					
EBIT/Sales				73						
NIPD/Sales				91						
Net Income/Sales				92						
Current Debt/Net Worth			87							
Sales/Total Capital			91							
Total Assets/Net Worth			94							
Total Debt/Net Worth			95							
Net Income/Total Assets		73								
Cash Flow/Equity		74								
NIPD/Total Assets		74								
EBIT/Equity		77								
EBIT/Total Assets		81								
Cash Flow/Total Assets		82								
Cash/Total Assets	76									
Quick Assets/Current Debt	78									
Current Assets/Current Debt	84									
Current Assets/Total Debt	86									
Current Assets/Sales	87									
Cash/Sales	90									
Working Capital/Sales	94									
Cash/Total Debt	95									
Cash/Current Debt	96									

Tabella 14: Matrice factor loadings value companies (Varimax) - 2011

Value 2011	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9	Factor10
Quick Assets/Total Assets									86	
Inventory/Working Capital								82		
Sales/Working Capital								84		

Tabella 15: Matrice factor loadings growth companies (Varimax) - 1991

Growth 1991	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9
Inventory/Working Capital								94	
Sales/Working Capital								95	
Receivables/Sales							82		
Receivables/Inventories						75			
Cost of Goods Sold/Inventory						82			
Sales/Net Plant					85				
Current Debt/Net Plant					91				
Total Debt/Net Plant					91				
Sales/Total Capital				87					
Current Debt/Net Worth				91					
Total Debt/Net Worth				94					
Total Assets/Net Worth				94					
Cost of Goods Sold/Sales			-81						
Quick Assets/Sales			-80						
Cash Flow/Sales			78						
Net Income/Sales			86						
NIPD/Sales			88						
EBIT/Sales			92						
Cash Flow/Equity		74							
Cash Flow/Total Debt		78							
EBIT/Total Assets		84							
Cash Flow/Total Assets		90							
NIPD/Total Assets		92							
Net Income/Total Assets		92							
Working Capital/Total Assets	72								
Quick Assets/Current Debt	74								
Cash/Total Assets	82								
Current Assets/Total Debt	92								
Cash/Total Debt	93								
Current Assets/Current Debt	93								

Cash/Current Debt	94								
-------------------	----	--	--	--	--	--	--	--	--

Tabella 16: Matrice factor loadings growth companies (Varimax) - 1996

Growth 1996	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9
Sales/Total Assets								72	
Receivables/Inventories							85		
Inventory/Working Capital						93			
Sales/Working Capital						93			
Total Debt/Net Plant					95				
Current Debt/Net Plant					96				
Current Debt/Net Worth				85					
Sales/Total Capital				88					
Total Debt/Net Worth				95					
Total Assets/Net Worth				95					
Cash Flow/Total Assets			89						
Cash Flow/Equity			90						
NIPD/Total Assets			91						
Net Income/Net Worth			91						
NIPD/Equity			92						
Net Income/Total Assets			92						
EBIT/Total Assets			93						
EBIT/Equity			94						
Working Capital/Total Assets		78							
Quick Assets/Current Debt		82							
Cash/Total Assets		83							
Current Assets/Total Debt		88							
Cash/Current Debt		91							
Cash/Total Debt		91							
Current Assets/Current Debt		91							
Cost of Goods Sold/Sales	-89								
Current Assets/Sales	-84								

Cash/Sales	-83								
Quick Assets/Sales	-83								
Working Capital/Sales	-82								
Cash Flow/Sales	95								
NIPD/Sales	95								
Net Income/Sales	95								
EBIT/Sales	96								

Tabella 17: Matrice factor loadings growth companies (Varimax) - 2001

Growth 2001	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9
Receivables/Sales									83
Inventory/Working Capital								96	
Sales/Working Capital								96	
Receivables/Inventories							81		
Cost of Goods Sold/Inventory							85		
Long Term Debt/Total Assets						82			
Total Debt/Net Plant					77				
Sales/Net Plant					84				
Current Debt/Net Plant					86				
Sales/Total Capital				92					
Current Debt/Net Worth				93					
Total Debt/Net Worth				94					
Total Assets/Net Worth				94					
Cash Flow/Sales			92						
EBIT/Sales			92						
NIPD/Sales			93						
Net Income/Sales			93						
Cash Flow/Equity		77							
Net Income/Net Worth		78							
NIPD/Equity		80							

EBIT/Equity		81							
Cash Flow/Total Assets		91							
NIPD/Total Assets		93							
Net Income/Total Assets		93							
EBIT/Total Assets		94							
Working Capital/Sales	71								
Cash/Total Debt	73								
Quick Assets/Sales	73								
Working Capital/Total Assets	76								
Cash/Total Assets	82								
Quick Assets/Current Debt	86								
Current Assets/Current Debt	89								
Cash/Current Debt	92								

Tabella 18: Matrice factor loadings growth companies (Varimax) - 2006

Growth 2006	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9
Inventory/Working Capital								92	
Sales/Working Capital								93	
Cost of Goods Sold/Inventory							80		
Receivables/Inventories							91		
Current Assets/Total Assets						81			
Total Debt/Net Plant					83				
Sales/Net Plant					85				
Current Debt/Net Plant					88				
Sales/Total Capital				91					
Current Debt/Net Worth				92					
Total Debt/Net Worth				96					
Total Assets/Net Worth				96					
Quick Assets/Current Debt			85						
Cash/Current Debt			90						

Current Assets/Total Debt			90						
Cash/Total Debt			92						
Current Assets/Current Debt			93						
Cash Flow/Total Assets		82							
EBIT/Total Assets		85							
NIPD/Total Assets		86							
Net Income/Total Assets		87							
Cash Flow/Equity		92							
EBIT/Equity		95							
Net Income/Net Worth		95							
NIPD/Equity		96							
EBIT/Sales	-96								
NIPD/Sales	-95								
Net Income/Sales	-95								
Cash Flow/Sales	-94								
Quick Assets/Sales	89								
Working Capital/Sales	90								
Cost of Goods Sold/Sales	94								
Cash/Sales	95								
Current Assets/Sales	96								

Tabella 19: Matrice factor loadings growth companies (Varimax) - 2011

Growth 2011	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9
Receivables/Sales									84
Inventory/Working Capital								96	
Sales/Working Capital								97	
Receivables/Inventories							83		
Cost of Goods Sold/Inventory							88		
Total Debt/Net Plant						90			
Sales/Net Plant						91			
Current Debt/Net Plant						95			

EBIT/Sales					78				
NIPD/Sales					91				
Net Income/Sales					93				
Current Debt/Net Worth				90					
Sales/Total Capital				91					
Total Debt/Net Worth				97					
Total Assets/Net Worth				97					
Cost of Goods Sold/Sales			89						
Working Capital/Sales			95						
Cash/Sales			96						
Current Assets/Sales			96						
Quick Assets/Sales			97						
Cash/Total Assets		71							
Working Capital/Total Assets		76							
Quick Assets/Current Debt		82							
Current Assets/Total Debt		91							
Cash/Current Debt		92							
Cash/Total Debt		93							
Current Assets/Current Debt		93							
EBIT/Total Assets	84								
Cash Flow/Total Assets	85								
NIPD/Total Assets	86								
Net Income/Total Assets	86								
Cash Flow/Equity	94								
Net Income/Net Worth	94								
EBIT/Equity	96								
NIPD/Equity	96								

Tabella 20: Matrice di correlazione dei factor loadings value companies (Varimax)

Start	End	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9	Factor10
1991	1996	0.9094	0.9114	0.9619	0.8401	0.6815	-0.9246	0.9631	-	0.9159	0.8373
1991	2001	0.9636	0.9628	0.97	-0.7874	0.7428	0.948	0.9669	0.8192	0.9412	0.6196
1991	2006	0.8836	0.8582	0.9306	0.8108	0.6498	-0.9235	0.9506	0.622	0.8401	0.6613
1991	2011	0.8878	0.8531	0.927	0.6582	0.6303	0.9144	0.9762	0.8528	0.7099	0.7363
1996	2001	0.9075	-0.838	0.9548	0.6714	0.9303	-0.9587	0.654	0.9665	0.8504	0.9727
1996	2006	0.8739	0.9386	0.9043	0.6013	0.95	0.9572	0.6786	0.9444	0.8356	0.9084
1996	2011	0.8891	0.8738	0.9334	-0.6506	0.9675	-0.9463	0.9674	0.9762	0.8226	0.8459
2001	2006	-0.7516	0.915	0.8805	0.9199	-0.9468	0.9405	0.7166	0.9342	0.748	-
2001	2011	-0.8157	0.9257	0.8584	0.8643	0.9417	0.9674	0.8373	0.8499	-	-
2006	2011	0.9868	0.7496	0.9088	0.8992	0.9616	-0.9518	-0.6857	0.8925	0.6798	-

Tabella 21: Matrice di correlazione dei factor loadings growth companies (Varimax)

Start	End	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9
1991	1996	0.9755	0.9627	0.9772	0.9369	0.9364	0.9066	0.7312	0.9558	-
1991	2001	0.963	0.975	0.9222	0.9682	0.9278	0.8952	0.7805	0.9739	-
1991	2006	0.9364	0.9481	-0.9818	0.933	0.9438	0.9086	-	0.9665	-
1991	2011	0.9394	0.9416	-0.852	0.9192	0.942	0.8819	0.6425	0.9384	-
1996	2001	0.9084	0.9439	0.9812	0.9253	0.9197	0.9805	0.9376	-	0.6586
1996	2006	-0.9837	0.9586	0.9843	0.9835	0.9478	0.9651	0.965	-0.8065	-
1996	2011	-0.8515	0.9585	0.9808	0.9837	0.901	0.9615	0.9066	-	-
2001	2006	0.8724	0.9693	-0.9145	0.948	0.9361	0.6619	0.9549	0.9876	-
2001	2011	0.8756	0.9734	0.9127	0.9211	0.9557	-0.6132	0.9116	0.9646	0.6058
2006	2011	0.8794	0.9722	0.9689	0.9885	0.9399	0.6674	0.9479	0.9684	0.629

Tabella 22: Autovalori e relativa % di varianza spiegata (Δ year over year)

Comp.	Panel A - Value			Panel B - Growth		
	Autovalore	Proporzione	Cumulata	Autovalore	Proporzione	Cumulata
1	7.66	17.4%	17.4%	9.33	21.2%	21.2%
2	6.03	13.7%	31.1%	6.96	15.8%	37.0%
3	4.66	10.6%	41.7%	4.14	9.4%	46.4%
4	2.84	6.5%	48.2%	3.58	8.1%	54.6%
5	2.61	5.9%	54.1%	2.44	5.6%	60.1%
6	2.43	5.5%	59.6%	1.90	4.3%	64.5%
7	1.94	4.4%	64.0%	1.81	4.1%	68.6%
8	1.89	4.3%	68.3%	1.58	3.6%	72.2%
9	1.68	3.8%	72.1%	1.51	3.4%	75.6%
10	1.46	3.3%	75.5%	1.44	3.3%	78.9%
11	1.31	3.0%	78.4%	1.17	2.7%	81.5%
12	1.25	2.8%	81.3%	1.09	2.5%	84.0%
13	1.05	2.4%	83.7%	0.97	2.2%	86.2%
14	0.79	1.8%	85.5%	0.77	1.7%	87.9%
15	0.76	1.7%	87.2%	0.66	1.5%	89.4%
16	0.73	1.7%	88.9%	0.60	1.4%	90.8%
17	0.59	1.4%	90.2%	0.48	1.1%	91.9%
18	0.59	1.3%	91.5%	0.43	1.0%	92.9%
19	0.47	1.1%	92.6%	0.41	0.9%	93.8%
20	0.39	0.9%	93.5%	0.33	0.8%	94.5%

Tabella 23: Matrice factor loadings value companies (Varimax) - Δ YoY

Value_delta	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9	Factor10	Factor11	Factor12	Factor13
Long Term Debt/Total Assets													97
Current Assets/Total Assets												77	
Sales/Total Assets											-76		
Receivables/Sales											78		
Inventory/Working Capital										98			
Sales/Working Capital										98			
Cost of Goods Sold/Inventory									82				
Receivables/Inventories									86				
Sales/Net Plant								75					
Current Debt/Net Plant								93					
Total Debt/Net Plant								93					
Cash Flow/Total Debt							77						
Cash Flow/Equity							81						
Cash Flow/Total Assets							91						
Cash/Total Assets						78							
Quick Assets/Total Assets						87							
Quick Assets/Sales					75								
Cash/Sales					88								
Current Assets/Sales					88								
Working Capital/Sales					91								
Cost of Goods Sold/Sales				-75									
Cash Flow/Sales				76									
EBIT/Sales				85									
NIPD/Sales				89									
Net Income/Sales				90									
Cash/Current Debt			91										

Cash/Total Debt			91										
Current Assets/Current Debt			91										
Current Assets/Total Debt			92										
EBIT/Total Assets		72											
Net Income/Net Worth		75											
NIPD/Equity		80											
NIPD/Total Assets		93											
Net Income/Total Assets		93											
Current Debt/Net Worth	89												
Sales/Total Capital	90												
Total Debt/Net Worth	95												
Total Assets/Net Worth	95												

Tabella 24: Matrice factor loadings growth companies (Varimax) - Δ YoY

Growth_delta	Factor1	Factor2	Factor3	Factor4	Factor5	Factor6	Factor7	Factor8	Factor9	Factor10	Factor11	Factor12
Long Term Debt/Total Assets												91
Sales/Total Assets											79	
Cash Flow/Total Assets										71		
Cash Flow/Total Debt										74		
Cost of Goods Sold/Inventory									79			
Receivables/Inventories									83			
Inventory/Working Capital								97				
Sales/Working Capital								97				
Sales/Net Plant							73					
Total Debt/Net Plant							90					
Current Debt/Net Plant							94					
EBIT/Total Assets						72						
NIPD/Total Assets						78						
Net Income/Total Assets						78						
Quick Assets/Total Assets					74							
Cash/Total Assets					81							
Current Assets/Total Assets					81							
Cash Flow/Equity				81								
Net Income/Net Worth				85								
EBIT/Equity				90								
NIPD/Equity				90								
Sales/Total Capital			93									
Current Debt/Net Worth			94									
Total Debt/Net Worth			96									
Total Assets/Net Worth			96									

Quick Assets/Current Debt		80										
Current Assets/Total Debt		87										
Cash/Total Debt		89										
Current Assets/Current Debt		90										
Cash/Current Debt		91										
Current Assets/Sales	-88											
Cash/Sales	-85											
Quick Assets/Sales	-81											
Cost of Goods Sold/Sales	-80											
Cash Flow/Sales	88											
NIPD/Sales	89											
Net Income/Sales	90											
EBIT/Sales	93											

Tabella 25: Rendimenti campione value e growth

Value	N. Obs.	Media	Min	1° Quartile	Mediana	3° Quartile	Max
Rendimento Raw	1630	0.099163	-0.81091	-0.25511	0	0.281159	3.490683
Rendimento 1Y future - Raw	1630	0.331615	-0.82386	-0.21951	0.073523	0.466667	7
Rendimento Adj	1630	-0.04239	-0.9733	-0.38029	-0.12951	0.128481	3.273911
Rendimento 1Y future - Adj	1630	0.185385	-1.0192	-0.3562	-0.06064	0.322658	6.7739
Growth	N. Obs.	Media	Min	1° Quartile	Mediana	3° Quartile	Max
Rendimento Raw	569	0.137784	-0.74112	-0.2594	0.005548	0.31746	4.675862
Rendimento 1Y future - Raw	569	0.042657	-0.81185	-0.2962	-0.03104	0.236171	3.441364
Rendimento Adj	569	0.005684	-0.87093	-0.34323	-0.0801	0.168145	4.221062
Rendimento 1Y future - Adj	569	-0.0847	-1.04019	-0.39489	-0.13034	0.118341	3.067564

Tabella 26: Statistiche descrittive F-Score e L-Score per le value companies

L_Score	Media	Min	1°Quartile	Mediana	3°Quartile	Max	N. Obs.
L1	0.498773	0	0	0	1	1	1630
L2	0.479141	0	0	0	1	1	1630
L3	0.474233	0	0	0	1	1	1630
L4	0.521472	0	0	1	1	1	1630
L5	0.522699	0	0	1	1	1	1630
L6	0.498773	0	0	0	1	1	1630
L7	0.508589	0	0	1	1	1	1630
L8	0.503068	0	0	1	1	1	1630
L9	0.525767	0	0	1	1	1	1630
L10	0.52638	0	0	1	1	1	1630
L11	0.480982	0	0	0	1	1	1630
L12	0.460736	0	0	0	1	1	1630
L_score	6.000613	0	4	6	8	12	1630

F_Score	Media	Min	1°Quartile	Mediana	3°Quartile	Max	N. Obs.
F1	0.566871	0	0	1	1	1	1630
F2	0.506135	0	0	1	1	1	1630
F3	0.744785	0	0	1	1	1	1630
F4	0.751534	0	1	1	1	1	1630
F5	0.493252	0	0	0	1	1	1630
F6	0.560123	0	0	1	1	1	1630
F7	0.498773	0	0	0	1	1	1630
F8	0.480368	0	0	0	1	1	1630
F9	0.584049	0	0	1	1	1	1630
F_score	5.18589	0	4	5	7	9	1630

Tabella 27: Statistiche descrittive G-Score e L-Score per le growth companies

L_score	Media	Min	1°Quartile	Mediana	3°Quartile	Max	N. Obs.
L1	0.485062	0	0	0	1	1	569
L2	0.502636	0	0	1	1	1	569
L3	0.500879	0	0	1	1	1	569
L4	0.469244	0	0	0	1	1	569
L5	0.495606	0	0	0	1	1	569
L6	0.683656	0	0	1	1	1	569
L7	0.54833	0	0	1	1	1	569
L8	0.641476	0	0	1	1	1	569
L9	0.537786	0	0	1	1	1	569
L10	0.520211	0	0	1	1	1	569
L11	0.513181	0	0	1	1	1	569
L12	0.550088	0	0	1	1	1	569
L_score	6.448155	1	5	7	8	12	569

G_score	Media	Min	1°Quartile	Mediana	3°Quartile	Max	N. Obs.
G1	0.738137	0	0	1	1	1	569
G2	0.760984	0	1	1	1	1	569
G3	0.817223	0	1	1	1	1	569
G4	0.727592	0	0	1	1	1	569
G5	0.746924	0	0	1	1	1	569
G6	0.666081	0	0	1	1	1	569
G7	0.695958	0	0	1	1	1	569
G8	0.732865	0	0	1	1	1	569
G_score	5.885764	1	5	6	8	8	569

Tabella 28: Rendimento portafogli F-Score per le value companies

F_score	Rendimento	Media	Min	1°Quartile	Median	3°Quartile	Max	N. Obs
0	Rendimento Raw	-0.4660364	-0.7083333	-0.7083333	-0.4274809	-0.2622951	-0.2622951	3
1	Rendimento Raw	-0.2517849	-0.8090453	-0.5608493	-0.3052696	-0.055551	0.4090909	28
2	Rendimento Raw	-0.1544236	-0.76	-0.4351585	-0.2065217	0	3.490683	85
3	Rendimento Raw	-0.126526	-0.8109091	-0.4095238	-0.2	0.0775862	3.490683	197
4	Rendimento Raw	-0.0404858	-0.8109091	-0.3333333	-0.0987628	0.1643836	3.490683	286
5	Rendimento Raw	0.0671899	-0.8109091	-0.2860412	-0.0738916	0.2862462	3.490683	300
6	Rendimento Raw	0.1942815	-0.7976391	-0.1785714	0.0415054	0.3571429	3.490683	322
7	Rendimento Raw	0.3354425	-0.8109091	-0.0350927	0.2010753	0.4666667	3.490683	223
8	Rendimento Raw	0.3260071	-0.7297297	-0.0673441	0.2098036	0.5047847	3.490683	147
9	Rendimento Raw	0.3659666	-0.375	-0.0521668	0.1761194	0.5808824	3.490683	39
F_Low	Rendimento Raw	-0.1485614	-0.8109091	-0.4305556	-0.2065217	0.0438596	3.490683	313
F_High	Rendimento Raw	0.3349619	-0.8109091	-0.0468085	0.2	0.4705882	3.490683	409
F_Between	Rendimento Raw	0.0783444	-0.8109091	-0.2613944	-0.0288652	0.2560834	3.490683	908
High - Low	Rendimento Raw	0.4835233***	0	0.3837471	0.4065217***	0.4267286	0	
0	Rendimento Adj	-0.6749698	-0.8270333	-0.8270333	-0.6904809	-0.5073951	-0.5073951	3
1	Rendimento Adj	-0.4144011	-0.9733	-0.7049167	-0.4685309	-0.0626318	0.1594182	28
2	Rendimento Adj	-0.283976	-0.9733	-0.5702445	-0.3234	-0.1020426	3.273911	85
3	Rendimento Adj	-0.2464056	-0.9733	-0.500634	-0.3033	-0.0983537	3.273911	197
4	Rendimento Adj	-0.177628	-0.9733	-0.4410667	-0.2149274	0.0187	3.273911	286
5	Rendimento Adj	-0.0816004	-0.9733	-0.3940624	-0.1544303	0.1102773	3.172033	300
6	Rendimento Adj	0.0649717	-0.9733	-0.3197951	-0.0935022	0.2151696	3.273911	322
7	Rendimento Adj	0.1811763	-0.8825815	-0.1740596	0.032168	0.3104667	3.273911	223
8	Rendimento Adj	0.1506576	-0.9733	-0.1748	0.033613	0.3044847	3.273911	147
9	Rendimento Adj	0.2312212	-0.4819668	-0.1678242	0.0861265	0.4153718	3.273911	39
F_Low	Rendimento Adj	-0.2757444	-0.9733	-0.5476	-0.3234	-0.0983537	3.273911	313
F_High	Rendimento Adj	0.1749795	-0.9733	-0.1716812	0.0348276	0.3104667	3.273911	409
F_Between	Rendimento Adj	-0.0598688	-0.9733	-0.3880469	-0.14859	0.1178246	3.273911	908
High - Low	Rendimento Adj	0.4507239***	0	0.3759188	0.3582276***	0.4088204	0	
0	Rendimento 1Y future - Raw	0.2808593	0.1648	0.1648	0.2	0.4777778	0.4777778	3
1	Rendimento 1Y future - Raw	0.0751179	-0.5816666	-0.325861	-0.0560068	0.344375	1.631579	28
2	Rendimento 1Y future - Raw	0.0912922	-0.8238636	-0.4133333	-0.1011236	0.25	7	85
3	Rendimento 1Y future - Raw	0.3364976	-0.8238636	-0.3913043	-0.046729	0.347159	7	197

	4	Rendimento 1Y future - Raw	0.3123639	-0.8238636	-0.2826087	0.0298843	0.453125	7	286
	5	Rendimento 1Y future - Raw	0.3540412	-0.8238636	-0.216141	0.1017203	0.5131579	7	300
	6	Rendimento 1Y future - Raw	0.4160337	-0.8238636	-0.2000001	0.0810714	0.45	7	322
	7	Rendimento 1Y future - Raw	0.3256649	-0.8238636	-0.1145833	0.1628866	0.5497511	4.62	223
	8	Rendimento 1Y future - Raw	0.2755693	-0.6779661	-0.137931	0.1311477	0.5110643	4.411765	147
	9	Rendimento 1Y future - Raw	0.5357486	-0.5685279	0.0789474	0.3697586	0.8767442	3.878505	39
F_Low		Rendimento 1Y future - Raw	0.2459928	-0.8238636	-0.3936625	-0.0583798	0.3020833	7	313
F_High		Rendimento 1Y future - Raw	0.3276923	-0.8238636	-0.1212121	0.1685393	0.580222	4.62	409
F_Between		Rendimento 1Y future - Raw	0.3628979	-0.8238636	-0.2248183	0.0690909	0.4620911	7	908
High - Low		<i>Rendimento 1Y future - Raw</i>	<i>0.0816995***</i>	<i>0</i>	<i>0.2724504</i>	<i>0.2269191***</i>	<i>0.2781387</i>	<i>-2.38</i>	
	0	Rendimento 1Y future - Adj	0.1257593	0.1064	0.1064	0.1185	0.1523778	0.1523778	3
	1	Rendimento 1Y future - Adj	-0.1153178	-0.7610667	-0.4964807	-0.2367615	0.176	1.311179	28
	2	Rendimento 1Y future - Adj	-0.0589945	-1.0192	-0.528	-0.2405376	0.0388872	6.7739	85
	3	Rendimento 1Y future - Adj	0.1959708	-1.0192	-0.4282548	-0.1744794	0.1284814	6.7739	197
	4	Rendimento 1Y future - Adj	0.1660602	-1.0192	-0.4176183	-0.0886951	0.3351941	6.7739	286
	5	Rendimento 1Y future - Adj	0.20558	-1.0192	-0.346686	-0.0390499	0.3512247	6.7739	300
	6	Rendimento 1Y future - Adj	0.2652933	-1.0192	-0.3310815	-0.0362796	0.3044847	6.7739	322
	7	Rendimento 1Y future - Adj	0.1698441	-1.0192	-0.2420643	0.0338913	0.3460909	4.2497	223
	8	Rendimento 1Y future - Adj	0.1701618	-0.9371661	-0.1834564	0.0076091	0.3621	4.257765	147
	9	Rendimento 1Y future - Adj	0.3578614	-0.4797562	-0.2203353	0.2426586	0.6404999	3.455005	39
F_Low		Rendimento 1Y future - Adj	0.0982111	-1.0192	-0.4642445	-0.1916191	0.1064	6.7739	313
F_High		Rendimento 1Y future - Adj	0.1878866	-1.0192	-0.2099018	0.0346974	0.3848282	4.257765	409
F_Between		Rendimento 1Y future - Adj	0.214308	-1.0192	-0.3598709	-0.0617848	0.334067	6.7739	908
High - Low		<i>Rendimento 1Y future - Adj</i>	<i>0.0896755***</i>	<i>0</i>	<i>0.2543427</i>	<i>0.2263165***</i>	<i>0.2784282</i>	<i>-2.516135</i>	

*, **, *** denotano, rispettivamente, livelli di significatività al 10%, 5% e 1%.

Tabella 29: Rendimento portafogli L-Score per le value companies

L_score	Rendimento	Media	Min	1° Quartile	Mediana	3° Quartile	Max	N. Obs.
0	Rendimento Raw	-0.3017525	-0.723323	-0.5268854	-0.3305556	-0.0270086	0.3544304	24
1	Rendimento Raw	-0.075126	-0.8018066	-0.2826087	-0.0636261	0.1764706	0.7045454	54
2	Rendimento Raw	-0.1092092	-0.8109091	-0.4047619	-0.1320532	0.125	0.8981997	94
3	Rendimento Raw	-0.0500031	-0.8109091	-0.375	-0.140546	0.1033275	3.490683	175
4	Rendimento Raw	-0.0034553	-0.8109091	-0.3333333	-0.0856469	0.209512	3.086133	180
5	Rendimento Raw	0.0014364	-0.8109091	-0.2911888	-0.0904006	0.2300499	3.333333	184
6	Rendimento Raw	-0.0106727	-0.8109091	-0.3754875	-0.0922469	0.2307692	3.490683	194
7	Rendimento Raw	0.1466379	-0.8109091	-0.2220405	0.0944435	0.3606931	2.612566	200
8	Rendimento Raw	0.3286039	-0.7976391	-0.1282051	0.1	0.5	3.490683	186
9	Rendimento Raw	0.2926963	-0.7333333	-0.0951589	0.153312	0.3712261	3.490683	156
10	Rendimento Raw	0.32477	-0.7297297	-0.0555556	0.125	0.4619718	3.490683	113
11	Rendimento Raw	0.3162293	-0.6418919	-0.0805533	0.2219316	0.467029	3.311111	52
12	Rendimento Raw	0.2848984	-0.2605042	-0.0714286	0.2534015	0.4890323	1.718593	18
L_Low	Rendimento Raw	-0.1253751	-0.8109091	-0.4089507	-0.1355377	0.1103943	0.8981997	172
L_High	Rendimento Raw	0.3184213	-0.7297297	-0.0714286	0.178882	0.4777778	3.490683	183
L_Between	Rendimento Raw	0.0979842	-0.8109091	-0.269462	-0.0126382	0.2758621	3.490683	1275
High - Low	<i>Rendimento Raw</i>	<i>0.4437964***</i>	<i>0.0811794</i>	<i>0.3375221</i>	<i>0.3144197***</i>	<i>0.3673835</i>	<i>2.5924833</i>	
0	Rendimento Adj	-0.4084025	-0.9583231	-0.6951614	-0.3790069	-0.1585879	0.3164304	24
1	Rendimento Adj	-0.2269731	-0.9733	-0.4803066	-0.2182729	-0.0159	0.5506455	54
2	Rendimento Adj	-0.2472948	-0.9733	-0.5177	-0.237817	-0.0240618	0.6769997	94
3	Rendimento Adj	-0.1749157	-0.9733	-0.4577221	-0.2621174	-0.0214901	3.273911	175
4	Rendimento Adj	-0.1251227	-0.9529815	-0.3888409	-0.1937058	0.0631866	2.641933	180
5	Rendimento Adj	-0.1441657	-0.9733	-0.3928069	-0.1688898	0.0135366	3.172033	184
6	Rendimento Adj	-0.1277691	-0.9733	-0.4333051	-0.1943758	0.0423	3.273911	194
7	Rendimento Adj	0.0196695	-0.9733	-0.3069559	-0.0541469	0.2335428	2.544065	200
8	Rendimento Adj	0.150831	-0.9733	-0.3141631	-0.0415159	0.2903545	3.273911	186

9	Rendimento Adj	0.1316251	-0.9733	-0.232102	0.0111077	0.2256637	3.273911	156
10	Rendimento Adj	0.1577775	-0.6900783	-0.2619703	-0.018735	0.3834884	3.273911	113
11	Rendimento Adj	0.1703177	-0.9733	-0.2370086	0.0422368	0.3773222	3.273911	52
12	Rendimento Adj	0.0800206	-0.4836042	-0.1678242	0.0656814	0.2767158	1.352693	18
L_Low	Rendimento Adj	-0.2633949	-0.9733	-0.5184951	-0.2462108	-0.0273902	0.6769997	172
L_High	Rendimento Adj	0.1536926	-0.9733	-0.245693	0.033613	0.3616333	3.273911	183
L_Between	Rendimento Adj	-0.0407247	-0.9733	-0.3812184	-0.1263535	0.1215687	3.273911	1275
High - Low	<i>Rendimento Adj</i>	<i>0.4170875***</i>	<i>0</i>	<i>0.2728021</i>	<i>0.2798238***</i>	<i>0.3890235</i>	<i>2.5969113</i>	
0	Rendimento 1Y future - Raw	0.2479797	-0.8238636	-0.4319818	-0.0231959	0.1824	7	24
1	Rendimento 1Y future - Raw	0.3052017	-0.8238636	-0.1614583	0.0161054	0.5471698	4.1126	54
2	Rendimento 1Y future - Raw	0.1279061	-0.8238636	-0.4782609	-0.1035714	0.3157895	5.444445	94
3	Rendimento 1Y future - Raw	0.2888731	-0.8238636	-0.3095238	0	0.4054054	5.137724	175
4	Rendimento 1Y future - Raw	0.1776802	-0.8238636	-0.3229662	-0.0359848	0.3383719	7	180
5	Rendimento 1Y future - Raw	0.3073104	-0.8238636	-0.28	-0.0076469	0.3299658	7	184
6	Rendimento 1Y future - Raw	0.3919627	-0.8238636	-0.1860812	0.0706627	0.4452736	7	194
7	Rendimento 1Y future - Raw	0.4289828	-0.781	-0.170089	0.1126605	0.5090909	7	200
8	Rendimento 1Y future - Raw	0.3565217	-0.8238636	-0.1666667	0.1535226	0.5945948	7	186
9	Rendimento 1Y future - Raw	0.4173706	-0.8238636	-0.0963528	0.2139039	0.5916667	7	156
10	Rendimento 1Y future - Raw	0.405748	-0.8238636	-0.1348837	0.2173913	0.5666667	6.990868	113
11	Rendimento 1Y future - Raw	0.3743195	-0.628468	-0.1386505	0.1355738	0.5386308	4.411765	52
12	Rendimento 1Y future - Raw	0.4679421	-0.3076923	-0.026827	0.4057259	0.9358974	1.617375	18
L_Low	Rendimento 1Y future - Raw	0.2003231	-0.8238636	-0.3902682	-0.0567956	0.3837869	7	172
L_High	Rendimento 1Y future - Raw	0.402935	-0.8238636	-0.1290323	0.1808511	0.6079812	6.990868	183
L_Between	Rendimento 1Y future - Raw	0.3390906	-0.8238636	-0.2262774	0.0724638	0.4618219	7	1275
High - Low	<i>Rendimento 1Y future - Raw</i>	<i>0.2026119***</i>	<i>0</i>	<i>0.2612359</i>	<i>0.2376467***</i>	<i>0.2241943</i>	<i>-0.009132</i>	
0	Rendimento 1Y future - Adj	0.1231335	-1.0192	-0.5140739	-0.2461397	0.1423483	6.7739	24
1	Rendimento 1Y future - Adj	0.1665112	-1.0192	-0.3346892	-0.0436738	0.4153718	3.9328	54
2	Rendimento 1Y future - Adj	-0.0237163	-1.0192	-0.528	-0.2087662	0.1283001	5.271045	94

3	Rendimento 1Y future - Adj	0.127876	-1.0192	-0.4537316	-0.1399035	0.3475927	4.679824	175
4	Rendimento 1Y future - Adj	0.0611278	-1.0192	-0.3851078	-0.168564	0.1878165	6.7739	180
5	Rendimento 1Y future - Adj	0.1531902	-1.0192	-0.4557907	-0.1298841	0.1298998	6.7739	184
6	Rendimento 1Y future - Adj	0.2584633	-0.963959	-0.3200857	-0.0603867	0.3226576	6.7739	194
7	Rendimento 1Y future - Adj	0.2665478	-1.0192	-0.2837413	-0.0487952	0.281965	6.7739	200
8	Rendimento 1Y future - Adj	0.214133	-1.009667	-0.3355738	0.0515344	0.4279601	6.7739	186
9	Rendimento 1Y future - Adj	0.239062	-1.0192	-0.2542666	0.0209306	0.3618381	6.7739	156
10	Rendimento 1Y future - Adj	0.2878349	-0.8879879	-0.1507733	0.071973	0.3867263	6.751768	113
11	Rendimento 1Y future - Adj	0.2315407	-0.8182619	-0.2718093	0.0176335	0.4041024	4.257765	52
12	Rendimento 1Y future - Adj	0.3195699	-0.5544659	-0.0548702	0.2751933	0.6383345	1.588675	18
L_Low	Rendimento 1Y future - Adj	0.056497	-1.0192	-0.4624611	-0.1516763	0.2098195	6.7739	172
L_High	Rendimento 1Y future - Adj	0.2749602	-0.8879879	-0.1966282	0.051973	0.4233767	6.751768	183
L_Between	Rendimento 1Y future - Adj	0.1899154	-1.0192	-0.3608889	-0.0635104	0.3188639	6.7739	1275
High - Low	Rendimento 1Y future - Adj	0.2184632***	0.1312121	0.2658329	0.2036493***	0.2135572	-0.022132	

*, **, *** denotano, rispettivamente, livelli di significatività al 10%, 5% e 1%.

Tabella 30: Rendimento portafogli G-Score per le growth companies

G_score	Rendimento	Media	Min	1° Quartile	Mediana	3° Quartile	Max	N. Obs.
1	Rendimento Raw	0.2331834	-0.7037037	-0.2991453	-0.0774603	0.2542028	2.684211	15
2	Rendimento Raw	0.3693678	-0.5259481	-0.2289588	0.1203779	0.5269474	4.675862	28
3	Rendimento Raw	0.3257749	-0.7411168	-0.3849922	0.0316971	0.4089474	4.675862	40
4	Rendimento Raw	0.0294226	-0.7411168	-0.2955975	-0.1050157	0.1852368	2.507936	53
5	Rendimento Raw	0.2467087	-0.7411168	-0.2852234	-0.0478595	0.3131673	4.675862	70
6	Rendimento Raw	0.0960829	-0.7411168	-0.184466	0.1114975	0.3361375	1.324474	101
7	Rendimento Raw	0.0389942	-0.7394894	-0.2329738	-0.0240997	0.2957447	1.964571	106
8	Rendimento Raw	0.1209039	-0.7411168	-0.2455418	0.0519066	0.320011	2.332863	156
G_Low	Rendimento Raw	0.3237475	-0.7411168	-0.3193196	0.1168831	0.382199	4.675862	83
G_High	Rendimento Raw	0.0900793	-0.7411168	-0.2328733	0.0461538	0.3241206	2.332863	363
G_Between	Rendimento Raw	0.1530813	-0.7411168	-0.2909091	-0.0556842	0.2692868	4.675862	123
High - Low	Rendimento Raw	-0.2336682	0	0.0864463	-0.0707293	-0.0580784	-2.342999	-
1	Rendimento Adj	0.1173568	-0.7261037	-0.5340078	-0.2236603	0.2495773	2.621411	15
2	Rendimento Adj	0.2116285	-0.5808207	-0.3653582	0.0082558	0.4282757	4.221062	28
3	Rendimento Adj	0.1715144	-0.852225	-0.4162975	-0.1190148	0.2463441	4.221062	40
4	Rendimento Adj	-0.0683757	-0.8709251	-0.3728286	-0.0976648	0.0902905	2.564436	53
5	Rendimento Adj	0.0816971	-0.8709251	-0.3627682	-0.1913278	0.102671	4.221062	70
6	Rendimento Adj	-0.0280512	-0.8709251	-0.2989939	-0.0109294	0.2387557	0.9518347	101
7	Rendimento Adj	-0.1208312	-0.8709251	-0.3726925	-0.1165996	0.1024528	1.275372	106
8	Rendimento Adj	0.0143195	-0.8447888	-0.2969828	-0.0317715	0.1844706	2.020163	156
G_Low	Rendimento Adj	0.1752594	-0.852225	-0.4172804	-0.0680184	0.2762882	4.221062	83
G_High	Rendimento Adj	-0.0369351	-0.8709251	-0.3113271	-0.0509873	0.1655448	2.020163	363
G_Between	Rendimento Adj	0.0170316	-0.8709251	-0.3728286	-0.1478112	0.102671	4.221062	123
High - Low	Rendimento Adj	-0.2121945	-0.0187001	0.1059533	0.0170311	-0.1107434	-2.200899	-

1	Rendimento 1Y future - Raw	0.0228956	-0.5849802	-0.400533	0.0122324	0.3661972	0.8177651	15
2	Rendimento 1Y future - Raw	-0.0002755	-0.7161366	-0.4813243	-0.1704051	0.1775818	3.441364	28
3	Rendimento 1Y future - Raw	-0.0575319	-0.8	-0.4399178	-0.2113358	0.1093487	3.441364	40
4	Rendimento 1Y future - Raw	0.0048293	-0.8118467	-0.3102282	-0.0846154	0.2158773	1.932692	53
5	Rendimento 1Y future - Raw	0.0751304	-0.7544947	-0.2922078	-0.0397943	0.1728135	3.441364	70
6	Rendimento 1Y future - Raw	0.1335028	-0.8118467	-0.2421227	0.001073	0.343859	3.441364	101
7	Rendimento 1Y future - Raw	0.0219207	-0.8118467	-0.3105263	0.0064395	0.236246	3.441364	106
8	Rendimento 1Y future - Raw	0.0315047	-0.8118467	-0.2451965	-0.0204492	0.2202052	2.332863	156
G_Low	Rendimento 1Y future - Raw	-0.0236814	-0.8	-0.4102564	-0.1627907	0.1716049	3.441364	83
G_High	Rendimento 1Y future - Raw	0.0570857	-0.8118467	-0.2457626	-0.0064378	0.2613636	3.441364	363
G_Between	Rendimento 1Y future - Raw	0.0448381	-0.8118467	-0.3001346	-0.0474432	0.2044238	3.441364	123
High - Low	<i>Rendimento 1Y future - Raw</i>	<i>0.0807671***</i>	<i>-0.0118467</i>	<i>0.1644938</i>	<i>0.1563529*</i>	<i>0.0897587</i>	<i>0</i>	<i>-</i>
1	Rendimento 1Y future - Adj	-0.0835644	-0.605333	-0.43173	-0.2547615	0.2871945	0.6335651	15
2	Rendimento 1Y future - Adj	-0.1651684	-0.8891258	-0.6062662	-0.3057137	0.1249789	3.067564	28
3	Rendimento 1Y future - Adj	-0.1628073	-1.040189	-0.5434309	-0.3022541	-0.0078008	3.067564	40
4	Rendimento 1Y future - Adj	-0.1449066	-0.9179333	-0.4607772	-0.1694667	0.0249151	1.475792	53
5	Rendimento 1Y future - Adj	-0.0933123	-1.040189	-0.3924975	-0.2119793	0.1382652	3.067564	70
6	Rendimento 1Y future - Adj	-0.011407	-0.9958	-0.3578947	-0.0679652	0.1882206	3.067564	101
7	Rendimento 1Y future - Adj	-0.0641073	-1.040189	-0.3627682	-0.0897554	0.1262174	3.067564	106
8	Rendimento 1Y future - Adj	-0.0874796	-1.040189	-0.3230758	-0.1143567	0.0870581	2.020163	156
G_Low	Rendimento 1Y future - Adj	-0.1492828	-1.040189	-0.5407422	-0.3009304	0.0992324	3.067564	83
G_High	Rendimento 1Y future - Adj	-0.0594884	-1.040189	-0.3561826	-0.092954	0.1292987	3.067564	363
G_Between	Rendimento 1Y future - Adj	-0.115544	-1.040189	-0.4172804	-0.1946407	0.084929	3.067564	123
High - Low	<i>Rendimento 1Y future - Adj</i>	<i>0.0897944***</i>	<i>0</i>	<i>0.1845596</i>	<i>0.2079764***</i>	<i>0.0300663</i>	<i>0</i>	<i>-</i>

*, **, *** denotano, rispettivamente, livelli di significatività al 10%, 5% e 1%.

Tabella 31: Rendimento portafogli L-Score per le growth companies

L_score	Rendimento	Media	Min	1° Quartile	Mediana	3° Quartile	Max	N. Obs.
1	Rendimento Raw	0.1833005	-0.3904762	-0.0765912	0.0804882	0.2730213	1.267364	9
2	Rendimento Raw	-0.075138	-0.7037037	-0.3895492	-0.1925926	0.3584753	0.6550007	15
3	Rendimento Raw	-0.0321141	-0.7411168	-0.3844287	-0.2049281	0.1117625	4.675862	40
4	Rendimento Raw	-0.0102715	-0.7411168	-0.3038397	-0.0671315	0.157268	1.298039	53
5	Rendimento Raw	0.0904641	-0.7269927	-0.3318169	-0.1271186	0.3083333	4.675862	71
6	Rendimento Raw	0.1041842	-0.7411168	-0.2765929	-0.0309278	0.2636054	2.684211	93
7	Rendimento Raw	0.1638539	-0.5896723	-0.1725846	0.0566168	0.3542351	4.675862	93
8	Rendimento Raw	0.1915837	-0.6353334	-0.1283073	0.046377	0.3001472	4.675862	88
9	Rendimento Raw	0.1370425	-0.5206186	-0.2309198	0.0721267	0.343859	2.053846	61
10	Rendimento Raw	0.4237149	-0.5097024	-0.0683411	0.2285	0.6307408	4.675862	30
11	Rendimento Raw	0.3409621	-0.5203176	-0.263745	0.2898361	0.7173911	1.827068	11
12	Rendimento Raw	1.334731	-0.5514404	0.0260417	0.5586207	1.964571	4.675862	5
L_Low	Rendimento Raw	-0.0119052	-0.7411168	-0.358517	-0.1319981	0.1900282	4.675862	64
L_High	Rendimento Raw	0.5029497	-0.5514404	-0.0683411	0.2753528	0.6337209	4.675862	46
L_Between	Rendimento Raw	0.122059	-0.7411168	-0.2422666	0.0037788	0.3083333	4.675862	459
<i>High - Low</i>	<i>Rendimento Raw</i>	<i>0.5148549***</i>	<i>0.1896764</i>	<i>0.2901759</i>	<i>0.4073509**</i>	<i>0.4436927</i>	<i>0</i>	<i>-</i>
1	Rendimento Adj	0.1077227	-0.7196761	0.0902905	0.1332213	0.2695088	0.8878644	9
2	Rendimento Adj	-0.2222201	-0.8709251	-0.6863229	-0.1493282	0.1780948	0.3706007	15
3	Rendimento Adj	-0.1307713	-0.8212168	-0.508304	-0.3328118	0.1055817	4.221062	40
4	Rendimento Adj	-0.1583039	-0.7583894	-0.4440459	-0.216907	0.0693381	0.7303392	53
5	Rendimento Adj	-0.0069078	-0.852225	-0.3942207	-0.1555304	0.1479088	4.221062	71
6	Rendimento Adj	-0.0023581	-0.8709251	-0.3271801	-0.0865568	0.1358054	2.621411	93
7	Rendimento Adj	0.0280468	-0.8709251	-0.2633086	-0.0854832	0.200231	4.221062	93
8	Rendimento Adj	0.0439974	-0.849176	-0.2843345	-0.0586158	0.168714	4.221062	88

9	Rendimento Adj	0.0129425	-0.7702186	-0.259914	0.0341212	0.2871945	1.973746	61
10	Rendimento Adj	0.1949848	-0.7241024	-0.2089	-0.01813	0.3894513	4.221062	30
11	Rendimento Adj	0.1139257	-0.7756176	-0.3247438	0.1228696	0.3410911	1.214468	11
12	Rendimento Adj	1.111231	-0.1953404	0.0001417	0.2549207	1.275372	4.221062	5
L_Low	Rendimento Adj	-0.1186664	-0.8709251	-0.5029199	-0.1801297	0.1419682	4.221062	64
L_High	Rendimento Adj	0.2751931	-0.7756176	-0.2089	0.0341485	0.3894513	4.221062	46
L_Between	Rendimento Adj	-0.0039875	-0.8709251	-0.3271801	-0.0853385	0.1563008	4.221062	459
High - Low	<i>Rendimento Adj</i>	<i>0.3938595***</i>	<i>0.0953075</i>	<i>0.2940199</i>	<i>0.2142782*</i>	<i>0.2474831</i>	<i>0</i>	<i>-</i>
1	Rendimento 1Y future - Raw	-0.0282089	-0.6458333	-0.132048	-0.0683411	0.2212434	0.5812002	9
2	Rendimento 1Y future - Raw	0.1465349	-0.7205753	-0.3776434	-0.0396905	0.3314528	3.441364	15
3	Rendimento 1Y future - Raw	0.0780347	-0.7180277	-0.2568456	0.0269141	0.2448039	1.964571	40
4	Rendimento 1Y future - Raw	-0.0371625	-0.8118467	-0.359215	-0.0089286	0.1964286	1.867925	53
5	Rendimento 1Y future - Raw	0.177028	-0.8067164	-0.1910828	0.0254237	0.325	3.441364	71
6	Rendimento 1Y future - Raw	0.0982794	-0.8118467	-0.2900801	-0.0052356	0.2351151	3.441364	93
7	Rendimento 1Y future - Raw	-0.0078967	-0.8118467	-0.3099415	-0.0216677	0.2043054	1.971429	93
8	Rendimento 1Y future - Raw	-0.0285262	-0.8118467	-0.2483715	-0.0687155	0.2054853	0.8564894	88
9	Rendimento 1Y future - Raw	0.0294922	-0.8118467	-0.3111111	-0.0446429	0.208887	2.272727	61
10	Rendimento 1Y future - Raw	0.0353665	-0.5671642	-0.4246436	-0.1343131	0.1728135	3.441364	30
11	Rendimento 1Y future - Raw	-0.0008615	-0.5489488	-0.2579787	-0.0949874	0.432486	0.5586207	11
12	Rendimento 1Y future - Raw	-0.0278218	-0.8012722	-0.7411168	-0.3553097	0.4605505	1.298039	5
L_Low	Rendimento 1Y future - Raw	0.0791489	-0.7205753	-0.2568456	-0.0353669	0.2448039	3.441364	64
L_High	Rendimento 1Y future - Raw	0.019835	-0.8012722	-0.4120366	-0.1343131	0.2727273	3.441364	46
L_Between	Rendimento 1Y future - Raw	0.0398555	-0.8118467	-0.2900801	-0.022807	0.2361712	3.441364	459
High - Low	Rendimento 1Y future - Raw	-0.0593139	-0.0806969	-0.155191	-0.0989462	0.0279234	0	-
1	Rendimento 1Y future - Adj	-0.2785755	-0.9179333	-0.5407422	-0.2714421	0.101652	0.3374002	9
2	Rendimento 1Y future - Adj	0.0540216	-0.6362413	-0.3960784	-0.0677667	0.196466	3.067564	15

3	Rendimento 1Y future - Adj	-0.0445353	-0.7042474	-0.3944528	-0.142441	0.198098	1.275372	40
4	Rendimento 1Y future - Adj	-0.1518735	-0.849176	-0.43173	-0.1616039	0.0122622	1.411025	53
5	Rendimento 1Y future - Adj	0.0537622	-1.040189	-0.3156432	-0.0392072	0.1800271	3.067564	71
6	Rendimento 1Y future - Adj	-0.0309831	-0.8630632	-0.3615679	-0.098029	0.1683683	3.067564	93
7	Rendimento 1Y future - Adj	-0.1238495	-1.040189	-0.3904835	-0.1181523	0.094174	1.824829	93
8	Rendimento 1Y future - Adj	-0.1356194	-1.040189	-0.3539952	-0.1130826	0.0542749	0.9037173	88
9	Rendimento 1Y future - Adj	-0.1327521	-1.040189	-0.5357631	-0.1766475	0.1145301	2.019327	61
10	Rendimento 1Y future - Adj	-0.111891	-1.040189	-0.4426333	-0.3134103	0.0523667	3.067564	30
11	Rendimento 1Y future - Adj	-0.1588433	-0.528652	-0.5064787	-0.1175816	0.1292987	0.3802039	11
12	Rendimento 1Y future - Adj	-0.1900818	-0.8212168	-0.4630097	-0.4335721	0.0370505	0.7303392	5
L_Low	Rendimento 1Y future - Adj	-0.0543479	-0.9179333	-0.4173834	-0.162492	0.1753285	3.067564	64
L_High	Rendimento 1Y future - Adj	-0.1316178	-1.040189	-0.4753488	-0.3024747	0.0523667	3.067564	46
L_Between	Rendimento 1Y future - Adj	-0.0842353	-1.040189	-0.3760777	-0.115344	0.1170583	3.067564	459
High - Low	Rendimento 1Y future - Adj	-0.0772699	-0.1222557	-0.0579654	-0.1399827	-0.122962	0	-

*, **, *** denotano, rispettivamente, livelli di significatività al 10%, 5% e 1%.

Bibliografia

Abarbanell, J. e Bushee, B.J. (1997). Fundamental Analysis, Future Earnings, and Stock Prices, *Journal of Accounting Research*, Spring, pp. 1-24.

Abarbanell, J. e Bushee, B. J. (1998). Abnormal returns to a fundamental analysis strategy, *The Accounting Review*, Vol. 73(1), pp. 19-45.

Barber, B., Lehavy, R., McNichols, M. e Trueman, B. (2001). Can investors profit from the prophets? Security analyst recommendations and stock returns, *Journal of Finance*, Vol. 56, pp. 531-563.

Barber, B., Lehavy, R., McNichols, M. e Trueman, B. (2003). Prophets and losses: Reassessing the returns to analysts' recommendations, *Financial Analyst Journal*, Vol. 59: 2, pp. 88-96.

Barnes, P. (1987). The Analysis and use of Financial Ratios: A Review Article. *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 14(4), pp. 449-461.

Barnes, P. (1990). The Prediction of Takeover Targets in the U.K. by Means of Multiple Discriminant Analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 17(1), pp. 73-84.

Bauman, W.S., Datta, S. e Iskandar-Datta, M.E. (1995). Investment analyst recommendations: A test of "the announcement effect" and "the valuable information effect", *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 22 (5), pp. 659-670.

Beaver, W. (1977). Financial Statement Analysis, Handbook of Modern Accounting, Eds Davidson, S. and Weil, R., 2nd ed. McGraw-Hill.

Beneish, M.D., C.M. Lee e Tarpley, R.L. (2001). Contextual Financial Statement Analysis through the Prediction of Extreme Returns, *Review of Accounting Studies*, Vol. 6, pp. 165–189.

Bernstein, L. (1989). *Financial Statement Analysis: Theory, application, and interpretation*, 4th ed. Richard D. Irwin.

Bidwell, C. (1977). How good is institutional brokerage research? *Journal of Portfolio Management*, Vol. 3, pp. 26-31.

Bolasco, S. (1999). *Analisi multidimensionale dei dati*. Carocci editore, Roma.

Bradshaw, M. T. (2002). The Use of Target Prices to Justify Sell-Side Analysts' Stock Recommendations. *Accounting Horizons*, Vol. 16(1), pp. 27-41.

Bradshaw, M. T. (2004). How do analysts use their earnings forecasts in generating stock recommendations? *The Accounting Review*, Vol. 79, pp. 25–50.

Brealey, R. e Myers, S. (1988). *Principles of Corporate Finance* 3rd ed. McGraw-Hill.

Carrol, J.D. (1953). An analytic procedure for approximating simple structure in factor analysis, *Psychometrika*, Vol. 18(1), pp. 23-38.

Cattell, R.B. (1966). The scree test for the number of factors. *Multivariate Behavioral Research*, Vol. 1, pp. 245-276.

Cerny, B. A. e Kaiser, H. F. (1977). A Study of a Measure of Sampling Adequacy for Factor-Analytic Correlation Matrices, *Multivariate Behavioral Research*, Vol. 12, pp. 43–47.

Chen, K.H. e Shimerda, T.A. (1981). An Empirical Analysis of Useful Financial Ratios. *Financial Management*, Vol. 10(1), pp. 51-60.

Courtis, J.K. (1978). Modelling a Financial Ratios Categorical Framework. *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 5(4), pp. 371-386.

Cowles, A. (1933). Can stock market forecasters forecast? *Econometrica*, Vol. 1 (3), pp. 309-324.

Deakin, E. (1976). Distribution of Financial Accounting Ratios: Some Empirical Evidence, *The Accounting Review*, Vol. 51(1), pp. 90-96.

Demirakos, E.G., Strong, N.C. e Walker, M. (2004). What valuation models do analysts use? *Accounting Horizons*, Vol. 18(4), pp. 221-240.

Desai, H. e Jain, P.C. (1995). An analysis of the recommendations of the 'superstar' money managers at Barron's annual roundtable. *Journal of Finance*, Vol. 50, pp. 1257-1273.

Devine, K. e Seaton, L. (1995). An Examination of Quarterly Financial Ratio Stability: Implications for Financial Decision Making. *Journal of Applied Business Research*, Vol. 11(1), pp. 81-97.

Di Franco, G. e Marradi, A. (2003). *Analisi fattoriale e analisi in componenti principali*, Bonanno Editore, Roma.

Diefenback, R. (1972). How good is institutional brokerage research? *Financial Analysts Journal*, Vol. 28, pp. 54-60.

Drake, M., Rees, L. e Swanson, E. (2009). Should investors follow the prophets or the bears? Evidence on the use of public information by analysts and short sellers. Working paper, Texas A&M University.

Elgers, P.T. (1980). Accounting-Based Risk Predictions: A Re-Examination. *The Accounting Review*, Vol. 55(3), pp. 389-408.

Ezzamel, M., Brodie, J. e Mar-Molinero, C. (1987a). Financial Patterns of UK Manufacturing Companies. *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 14(4), pp. 519- 536.

Ezzamel, M., Mar-Molinero C. e Beecher, A. (1987b). On the Distributional Properties of Financial Ratios, *Journal of Business Finance and Accounting*, Vol. 14 (4), pp. 463-482.

Fabbris, L. (1997). *Statistica multivariata. Analisi esplorativa dei dati*, McGraw-Hill, Milano.

Fama, E. (1965). The behavior of stock market prices. *Journal of Business*, Vol. 38 (1), pp. 34-105.

Fama, E. (1970). Efficient capital markets: a review of theory and empirical work. *Journal of Finance*, Vol. 25 (2), pp. 383-417.

Foster, G. (1978). *Financial Statement Analysis* 1st ed. Prentice-Hall.

Foster, G. (1986). *Financial Statement Analysis* 2nd ed. Prentice-Hall.

Ganesalingam, S. e Kumar, K. (2001). Detection of Financial Distress via Multivariate Statistical Analysis. *Managerial Finance*, Vol. 27(4), pp. 45-55.

Gombola, M.J. e Ketz, E.J. (1983a). A Note on Cash Flow and Classification Patterns of Financial Ratios. *Accounting Review*, Vol. 58(1), pp. 105-114.

Gombola, M.J. e Ketz, E.J. (1983b). Financial Ratio Patterns in Retail and Manufacturing Organizations. *Financial Management*, Vol. 12(2), pp. 45-56.

Gombola, M.J., Haskins, M.E., Ketz, E.J. e Williams, D.D. (1987). Cash Flow in Bankruptcy Prediction. *Financial Management*, Vol. 16(4), pp. 55-65.

Groth, J., Lewellen, W., Schlarbaum, G. e Lease, R. (1979). An analysis of brokerage house securities recommendations. *Financial Analysts Journal*, Vol. 35(1), pp. 32-40.

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2009). *Multivariate data analysis*. (7th ed.). Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.

Harman, H.H. (1967). *Modern Factor Analysis*, 2nd ed. Chicago and London: The University of Chicago Press.

Hirschey, M. (2000). The “dogs of the Dow” myth. *The Financial Review*, Vol. 35, pp. 1-16.

Horrigan, J.O. (1965). Some Empirical Bases of Financial Ratio Analysis. *The Accounting Review*, Vol. 40(3), pp. 558-568.

Horrigan, J.O. (1968). A Short History of Financial Statement Analysis. *The Accounting Review*, Vol. 43(2), pp. 284-294.

Hutchinson, P., Meric, I. e Meric, G. (1988). The Financial Characteristics of Small Firms which Achieve Quotation on the UK Unlisted Securities Market. *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 15(1), pp. 9-19.

Jackendoff, N. (1962). A Study of Published Industry Financial and Operating Ratios, Small Business Management Research Report, Philadelphia, Temple University.

Johnson, R.A. e Wichern, D.W. (2002). *Applied multivariate statistical analysis*, 5th ed. Prentice Hall, New Jersey.

Johnson, W.B. (1978). The Cross-Sectional Stability of Financial Patterns. *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 5(2), pp. 207-214.

Johnson, W.B. (1979). The Cross-Sectional Stability of Financial Ratio Patterns. *Journal of Financial & Quantitative Analysis*, Vol. 14(5), pp. 1035-1048.

Kaiser, H. F. (1958). The Varimax criterion for analytic rotation in factor analysis, *Psychometrika*, Vol. 23, pp. 187-200.

Kaiser, H. F. (1960). The application of electronic computers to factor analysis, *Educational and Psychological Measurement*, Vol. 20, pp. 141-151.

Kaiser, H. F. (1970). A Second Generation Little Jiffy, *Psychometrika*, Vol. 35, pp. 401–415.

Kaiser, H. F. (1974). An index of factor simplicity, *Psychometrika*, Vol. 39, pp. 31–36.

Kaiser, H. F. e Rice, J. (1974). Little Jiffy, Mark IV, *Educational and Psychological Measurement*, Vol. 34, pp. 111–117.

Kanto, A.J., e Martikainen, T. (1991). A confirmatory test of an a priori classification pattern of financial ratios: empirical evidence with U.S. data, *Finnish Journal of Business Economics*, Vol. 1, pp. 22-38.

Kanto, A.J., e Martikainen, T. (1992). A test of a priori financial characteristics of the firm, *European Journal of Operational Research*, Vol. 57(1), pp. 13-23.

Ketz, E.J., Doogar, R.K. e Jensen, D.E. (1990). A Cross Industry Analysis of Financial Ratios Comparabilities and Corporate Performance. Westport (CT): Quorum Books.

Kim, S.T., Lin, J.C. e Slovin, M.B. (1997). Market structure, informed trading, and analysts' recommendations, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 32(4), pp. 507-524.

Kordogly, R. (2010). The Classification Patterns of Bank Financial Ratios. Doctoral Thesis, Loughborough University.

Kruskal, W.H. (1957). Historical Notes on the Wilcoxon Unpaired Two-Sample Test. *Journal of the American Statistical Association*, Vol.52(279), pp. 356-360.

Laitinen, E.K. (1991). Financial Ratios and Different Failure Processes. *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 18(5), pp. 649-673.

Lakonishok, J., Shleifer, A. e Vishny, R. (1994). Contrarian investment, extrapolation, and risk, *Journal of Finance*, 49(5), pp. 1541–1578.

Laurent, C.R. (1979). Improving the Efficiency and Effectiveness of Financial Ratio Analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 6(3), pp. 401-413.

Lev, B. (1974). *Financial Statement Analysis: A New Approach*. Englewood Cliffs. Prentice-Hall.

Lev, B. e Thiagarajan, S. (1993). Fundamental information analysis. *Journal of Accounting Research*, Vol. 31(2), pp. 190-215.

Libby, R. (1975). Accounting Ratios and the Prediction of Failure - some Behavioral Evidence, *Journal of Accounting Research*, Vol. 13(1), pp. 150-161.

Logue, D. e Tuttle, D. (1973). Brokerage house investment advice, *Financial Review*, Vol. 8, pp. 38-54.

Luoma, M., e Ruuhela, R. (1991). Consistency and comovement of financial ratios: a firm-specific approach, *Finnish Journal of Business Economics*, Vol. 1, pp. 39-49.

Malkiel, B. G. (2012). *A random walk down Wall Street*. W.W. Norton & Company, New York.

Mann, H. B., e Whitney, D. R. (1947). On a test whether one of two random variables is stochastically larger than the other, *Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 18, pp. 50-60.

Martikainen, T. (1993). Stock returns and classification pattern of firm-specific financial variables: empirical evidence with Finnish data. *Journal of Business Finance and Accounting*, 20(4), pp. 537-557.

Martikainen, T., Puhalainen, K. e Yli-Olli, P. (1994). On the Industry Effects on the Classification Patterns of Financial Ratios, *Scandinavian Journal of Management*, Vol. 10(1), pp. 59-68.

Maxwell, A. E. (1977). *Multivariate Analysis in Behavioural Research*, Chapman and Hall, Londra, tr.it. Analisi multivariata nella ricerca sociale, Franco Angeli, Milano, 1981

Mear, R. e Firth, M. (1986). A Note on the Financial Variable and Ratio Structure of New Zealand Listed Companies. *Accounting and Finance*, Vol. 26(1), pp. 47-56.

Melicher, R.W. (1974). Financial Factors which Influence Beta Variations within an Homogeneous Industry Environment. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 9(2), pp. 231-241.

Meric, I. e Meric, G. (1994). A Comparison of the Financial Characteristics of U.S. and Japanese Manufacturing Firms. *Global Finance Journal*, Vol. 5(2), pp. 205-218.

Mohanram, P. (2005). Separating winners from losers among low book-to-market Stocks using financial statement analysis, *Review of Accounting Studies*, Vol.10, pp. 133-170.

Morley, M.F. (1984). *Ratio Analysis*. The Institute of Chartered Accountants of Scotland.

Muresan, E. R., e Wolitzer, P. (2004). Organize Your Financial Ratios Analysis with PALMS, Emuresan Working Paper No. 02-01, September 20, 2004.

O'Higgins, M. e Downs, J. (1991). *Beating the Dow*. HarperCollins Publishers, New York, NY.

Ou, J. e Penman, S. (1989). Financial statement analysis and the prediction of stock returns. *Journal of Accounting and Economics*, Vol. 11(4), pp. 295-329.

- Penman, S. (2010). *Accounting for value*. Columbia Business School, New York.
- Pinches, G.E. e Mingo, K.A. (1973). A Multivariate Analysis of Industrial Bond Ratings, *The Journal of Finance*, Vol. 28(1), pp. 1-18.
- Pinches, G.E., Eubank, A.A., Mingo, K.A. e Caruthers, J.K. (1975). The Hierarchical Classification of Financial Ratios, *Journal of Business Research*, Vol. 3(4), pp. 295-310.
- Pinches, G.E., Mingo, K.A. e Caruthers, J. (1973). The Stability of Financial Patterns in Industrial Organization. *The Journal of Finance*, Vol. 28(2), pp. 389-396.
- Piotroski, J. (2000). Value investing: The use of historical financial statement information to separate winners from losers, *Journal of Accounting Research*, Vol. 38, pp. 1-41.
- Pohlman, R.A., e Hollinger, R.D. (1981). Information redundancy in sets of financial ratios, *Journal of Business Finance and Accounting*, Vol. 8(4), pp. 511-528.
- Richardson, S., Tuna, I. e Wysocki, P. (2010). Accounting anomalies and fundamental analysis: a review of recent research advances. *Journal of Accounting and Economics*, Vol.50, pp. 410-454.
- Richman, M.B. e Lamb, P.J. (1985). Climatic Pattern Analysis of Three- and Seven-Day Summer Rainfall in the Central United States: Some Methodological Considerations and a Regionalization, *Journal of Applied Meteorology*, Vol. 24(12), pp. 1325-1343.
- Rinne, E. e Vahamaa, S. (2011). The “Dogs of the Dow” strategy revisited: Finnish evidence, *The European Journal of Finance*, Vol. 17(5-6), pp. 451-469.
- Salmi, T. e Martikainen, T. (1994). A Review of the Theoretical and Empirical Basis of Financial Ratio Analysis, *The Finnish Journal of Business Economics*, Vol. 43(4), pp. 26-448.

Schatzberg, J.D. e Weeks, D. (2004). Security Choice, Information Effects and Firm Characteristics: A Factor Analytic Approach, *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 31(9), pp. 1483-1503.

Shiller, R.J. (2006). *Irrational Exuberance*, 2nd ed. Crown Business.

Sloan, R. (1996). Do stock prices fully reflect information in accruals and cash flows about future earnings? *Accounting Review*, Vol. 71(3), pp. 289-315.

Sorensen, D.E. (2000). Characteristics of Merging Firms, *Journal of Economics and Business*, Vol. 52(5), pp. 423-433.

Taffler, R.J. (1981). The Assessment of Financial Viability and the Measurement of Company Performance. *City University Business School*, Working Paper, (27), pp. 1-26.

Taffler, R.J. (1982). Forecasting Company Failure in the UK using Discriminant Analysis and Financial Ratio Data. *Journal of the Royal Statistical Society*, Vol. 145(3), pp. 342-358.

Taffler, R.J. (1983). The Assessment of Company Solvency and Performance using a Statistical Model, *Accounting & Business Research*, Vol. 13(52), pp. 295-307.

Taffler, R.J. e Sudarsanam, P.S. (1980). Auditing the Board: A New Approach to the Measurement of Company Performance, *Managerial Finance*, Vol. 5(2), pp. 127-147.

Tamari, M. (1978). *Financial ratios. Analysis and prediction*, Paul Elek Ltd, London.

Wahlen J.M. e Wieland, M.M. (2011). Can financial statement analysis beat consensus analysts' recommendations? *Review of Accounting Studies*, Vol. 16, pp. 89-115.

Weston, J.F. e Brigham, E.F. (1972), *Managerial finance*, 4th ed. Holt, Rinehart and Winston, New York.

White, G.I., Sondhi, A.C., e Fried D. (1994). *The analysis and use of financial statements*. John Wiley & Sons, Inc., New York.

Whittington, G. (1980). Some Basic Properties of Accounting Ratios. *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 7(2), pp. 219-232.

Wieland, M. (2006). *Identifying consensus analysts' earnings change forecasts with incorrect signs*. Working paper, University of Georgia.

Wilcoxon, F. (1945). Individual comparisons by ranking methods, *Biometrics*, Vol.1, pp. 80-83.

Wright, D.W. (1994). Can prices be trusted? A test of the ability of experts to outperform or influence the market, *Journal of Accounting, Auditing and Finance*, Vol. 9, pp. 307-323.

Yli-Olli, P. e Virtanen, I. (1989). On the Long-Term Stability and Cross-Country Invariance of Financial Ratio Patterns, *European Journal of Operational Research*, Vol. 39(1), pp. 40- 53.

Yli-Olli, P. e Virtanen, I. (1990). Transformation Analysis Applied to Long-Term Stability and Structural Invariance of Financial Ratio Patterns: U.S. Vs. Finnish Firms, *American Journal of Mathematical and Management Sciences*, Vol. 10(1), pp. 73-127.

Zacks, L. (2011). *The handbook of Equity Market Anomalies*. Wiley & Sons, Hoboken, New Jersey.

Zanakis, S.H. e Zopounidis, C. (1997). Prediction of Greek Company Takeovers via Multivariate Analysis of Financial Ratios, *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 48(7), pp. 678-687.