



FACOLTA' DI ECONOMIA
Corso di Laurea in Economia e Direzione delle Imprese

Dipartimento di *Impresa e Management* **Cattedra *Corporate Banking***

RIASSUNTO TESI:
ANALISI DEI MODELLI DI
PREDICTING TAKEOVER TARGETS

RELATORE
CANDIDATO

Chiar.mo Prof Mario Comana
Nicolò Zamagna

Matricola: 659061

CORRELATORE

Chiar.mo Prof Paolo Cuccia

ANNO ACCADEMICO 2014-2015

INDICE

1) INTRODUZIONE ALLO STUDIO

- 1.1 La mia ricerca, *pag. 5*
- 1.2 Le operazioni di M&A
 - 1.2.1. Cosa sono le M&A e perché si verificano, *pag. 6*
 - 1.2.2. Implicazioni finanziarie delle M&A, *pag. 7*
 - 1.2.3. Prevedere le M&A, *pag. 9*

2) LITERATURE REVIEW

- 2.1 Abnormal Returns, *pag. 11*
- 2.2 Introduzione ai modelli, *pag. 13*
- 2.3 Merger Arbitrage, *pag. 19*
- 2.4 Teorie, ipotesi, caratteristiche e variabili prese in considerazione dai modelli, *pag. 22*

3) MODELLI DI PREDICTING TAKEOVER TARGETS

- 3.1 Costruzione del modello statistico, *pag. 38*
- 3.2 Analisi del modello di Palepu, *pag. 62*

3.3 Derivazioni del modello di Palepu →
Chueh, *pag. 78*

4) APPLICAZIONE DEL MODELLO NEL MERCATO ITALIANO

4.1 Overview dello scenario italiano, *pag 96*

4.2 Raccomandazioni sull'analisi svolta,
pag. 102

4.3 Test diagnostico e risultati emersi, *pag 103*

4.4 Conclusioni, *pag 111*

5) CONCLUSIONI E RACCOMANDAZIONI *pag, 112*

6) BIBLIOGRAFIA, SITOGRAFIE E RINGRAZIAMENTI *pag, 113*

La mia ricerca

La sfida intrapresa da questa ricerca è di riuscire ad identificare, attraverso un'approfondita analisi delle teorie dei modelli più celebri di *predicting takeover targets*, quale sia, in ultima analisi, il miglior modello (in termini di efficacia predittiva complessiva ed in termini di remunerazione attesa per l'investitore), partendo dallo studio dei razionali sottostanti alla loro costruzione. Successivamente verrà eseguito un test diagnostico attraverso l'applicazione del modello selezionato, in un determinato orizzonte temporale, ad un pool di imprese quotate nei principali mercati azionari italiani, valutando a posteriori, sia la significatività statistica di tale modello nel contesto italiano, che la sua potenziale efficacia nel determinare correttamente imprese target e non-target. Alla base di questi studi vi è la convinzione che la potenziale opportunità di ottenere un'informazione migliore di quella "prevalentemente contenuta nel mercato", grazie all'utilizzo di questo modello, sarebbe di grande interesse per innumerevoli tipologie di attori, quali investitori istituzionali e professionisti, come fondi pensione, *asset managers*, banche d'investimento e non solo.

Test diagnostico e risultati emersi

L'applicazione del modello non ha evidenziato alcun tipo di riscontro statisticamente significativo, molto probabilmente per via dell'esiguo campione analizzato, quello che però è interessante è come i parametri studiati dagli autori precedenti, e soprattutto da Chueh non abbiano assolutamente influenzato le scelte delle società acquirenti nel decidere quale impresa acquisire. Non solo, l'analisi del livello di bontà degli stimatori scelti precedentemente dai più celebri autori, si dimostra statisticamente insignificante: anche a livello più superficiale si può facilmente percepire come gli indici finanziari utilizzati siano privi di contenuto sensibile, basti confrontare “ad occhio” le medie dei parametri analizzati nei due diversi campioni. Quindi, il modello costruito partendo dalle orme del modello di Chueh¹, a mia discrezione ritenuto il più “strutturato”, essendo anche una delle ultime ricerche per ordine cronologico, difficilmente potrebbe risultare utile nel prevedere target e non-target nel mercato italiano. Per tale ragione la scelta è stata quella di non continuare ulteriormente la prova empirica nel determinare la probabilità attesa, di essere acquisita, specifica per ogni impresa quotata nella Borsa italiana, e quindi successivamente la formulazione del portafoglio di target su cui potenzialmente investire. Quindi dopo aver creato il cosiddetto “in sample” per delineare il modello (stimare i coefficienti e la loro significatività), non verrà costruito l’“out of sample” per verificare l'efficacia del modello statistico matematico. Tale formulazione può comunque essere svolta dal lettore senza ulteriori difficoltà, applicando il modello di regressione logistica descritto ampiamente nei capitoli precedenti:

$$\ln(P_j/(1 - P_j)) = Y_j = b_0 + b_{1j}X_1 + b_{2j}X_2 + \dots + b_{nj}X_n$$

¹A causa dell'esigua dimensione della popolazione delle società italiane target di operazione di M&A, è stato trascurato l'ordine temporale durante la raccolta del campione per il set in-sample.

dove i “b” da 1 a n, rappresentano i coefficienti stimati attraverso il software “R” attraverso l'applicazione del modello di massima verosimiglianza con l'algoritmo di “Fisher Scoring” e 24 iterazioni e b0 è l'intercetta ovvero una costante. Il modello logit attraverso il rapporto tra le “odds ratio” permette quindi a chi fosse interessato di trovare una specifica probabilità di acquisizione per ogni impresa, della quale siano disponibili gli indici finanziari utilizzati.

$$\hat{y}_j = \ln\left(\frac{p_j}{1-p_j}\right)$$

Partendo dall'analisi di Chueh, in questa tesi è stato successivamente eseguito un test prova del modello di predicting takeover targets su di un campione di società quotate nel mercato regolamentato italiano al fine di ottenere dei nuovi parametri, ossia i coefficienti propri delle variabili esplicative.

1. Campionamento “prova”

Il campionamento è stato eseguito attraverso la metodologia state-based sample (“match based sample”), quindi i due campioni di imprese, relativamente appartenenti agli insiemi di società “target” e “non-target”, coincidono per numero di società contenenti al proprio interno (7 e 7). Non sono state inserite società operanti prevalentemente nel settore finanziario, come enti bancari ed enti assicurativi e previdenziali, per i motivi precedentemente elencati nel capitolo di “literature review” (scelta comune agli autori Palepu, Powell e Chueh).

2. Risultati e codici utilizzati nella costruzione del modello

Per stimare i coefficienti e la significatività statistica delle variabili utilizzate è stato applicato alle variabili analizzate il modello della massima verosimiglianza

attraverso l'utilizzo del software statistico "R". A seguito vengono elencati i codici utilizzati, le variabili analizzate e i risultati emersi. Le variabili utilizzate sono quelle precedentemente applicate da Chueh, salvo gli indicatori semplici o composti, ma che al loro interno concludessero misure di "ricavi", ad esempio l'indicatore gross margin è stato sostituito dal rapporto gross income / tot. asset per scelta personale.

Risultati finali e applicazione del modello:

```
model<-glm(y~x1+x2,data=dataset,family=binomial(link=logit))
summary(model)
```

```
#log-likelihood
```

```
logLik(model)
```

```
#valori previsti di g
```

```
model$linear.predictors
```

```
#valori previsti di pigreca
```

```
model$fitted.values
```

```
anova(model, test="Chisq")
```

Codici:

```
dataset<-
read.table("C:/Users/User/Documents/Nicolò/dataset.txt",header=TRUE,sep=",")
```

PRIME RIGHE DATASET (indicatori finanziari/contabili utilizzati come variabili esplicative)

```
head(dataset)
```

```
y log.asset    log.mkt.cap    grossmarg.asset    eps    debt.asset.ratio
```

1	1	14.18151	14.70934	0.1478	0.130	17.77
2	1	15.66634	14.01370	0.1727	0.100	39.79
3	1	16.86715	16.25852	0.1184	0.230	52.95
4	1	16.87318	15.84897	0.1597	1.270	50.48
5	1	14.34550	13.84475	0.4009	0.450	90.38
6	1	14.02539	12.09810	0.1647	0.329	43.78
debt.equity.ratio lt.debt.ratio current.ratio quick.ratio cf.sales						
1		27.47	18.59	3.45	1.19	0.0934
2		145.82	58.12	1.17	1.10	0.0959
3		193.39	54.00	0.30	0.25	0.4710
4		306.67	74.20	0.66	0.52	0.3520
5		363.00	0.10	1.16	0.82	0.0496
6		146.46	42.74	0.64	0.61	0.1481
mkt.book.value div.yield						
1		2.6249	0.65			
2		1.0690	5.16			
3		2.1645	7.05			
4		2.2830	5.88			
5		1.4285	3.26			
6		1.0200	5.55			

STATISTICHE DESCRITTIVE VARIABILI (min,max,media,ecc...)

Summary(dataset)

y	log.asset	log.mkt.cap	grossmarg.asset
Min. :0.0	Min. :12.11	Min. :11.48	Min. :0.0793
1st Qu.:0.0	1st Qu.:14.06	1st Qu.:12.87	1st Qu.:0.1508
Median :0.5	Median :14.75	Median :13.93	Median :0.1880
Mean :0.5	Mean :14.82	Mean :13.96	Mean :0.2652
3rd Qu.:1.0	3rd Qu.:15.54	3rd Qu.:14.78	3rd Qu.:0.3861
Max. :1.0	Max. :16.87	Max. :16.26	Max. :0.6227
eps	debt.asset.ratio	debt.equity.ratio	lt.debt.ratio
Min. :-0.6120	Min. :17.77	Min. :27.47	Min. :0.10
1st Qu.:0.1075	1st Qu.:34.26	1st Qu.:87.50	1st Qu.:26.73
Median :0.2100	Median :38.90	Median :146.14	Median :46.78
Mean :0.2246	Mean :41.74	Mean :165.32	Mean :42.40
3rd Qu.:0.3875	3rd Qu.:48.86	3rd Qu.:232.10	3rd Qu.:57.77
Max. :1.2700	Max. :90.38	Max. :363.00	Max. :74.20
current.ratio	quick.ratio	cf.sales	mkt.book.value
Min. :0.3000	Min. :0.2500	Min. :0.0496	Min. :0.290
1st Qu.:0.6775	1st Qu.:0.6150	1st Qu.:0.1090	1st Qu.:1.119
Median :1.0000	Median :0.7550	Median :0.8505	Median :1.882

Mean :1.1514 Mean :0.7471 Mean : 5.3540 Mean : 4.634
3rd Qu.:1.2375 3rd Qu.:0.8475 3rd Qu.: 8.8850 3rd Qu.: 3.033
Max. :3.4500 Max. :1.1900 Max. :20.0900 Max. :39.070

div.yield

Min. :0.000
1st Qu.:0.865
Median :3.060
Mean :3.130
3rd Qu.:5.452
Max. :7.050

```
model<-  
glm(y~log.asset+log.mkt.cap+grossmarg.asset+eps+debt.asset.ratio+debt.equity.ra  
tio+lt.debt.ratio+current.ratio+quick.ratio+cf.sales+mkt.book.value+div.yield,data  
=dataset,family=binomial(link=logit))  
summary(model)
```

Call:

```
glm(formula = y ~ log.asset + log.mkt.cap + grossmarg.asset + eps +  
debt.asset.ratio + debt.equity.ratio + lt.debt.ratio + current.ratio + quick.ratio +  
cash flow / sales + mkt. to book.value + div.yield.
```

Family = binomial(link = logit), data = dataset)

Deviance Residuals:

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
11	12	13							
4.012e-06	4.415e-06	3.997e-06	3.397e-06	4.045e-06	4.254e-06	3.604e-06			
-3.309e-06	-4.252e-06	-4.190e-06	-4.001e-06	-3.976e-06	-4.014e-06				

14
-4.002e-06

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	5.424e+02	3.079e+06	0	1
log.asset	-7.234e+01	5.389e+05	0	1
log.mkt.cap	1.225e+01	4.429e+05	0	1
grossmarg.asset	-5.304e+02	3.630e+06	0	1
eps	-1.315e+02	1.053e+06	0	1
debt.asset.ratio	3.724e+00	2.861e+04	0	1
debt.equity.ratio	6.054e-01	5.088e+03	0	1
lt.debt.ratio	4.543e+00	2.704e+04	0	1
current.ratio	9.356e+01	9.640e+05	0	1
quick.ratio	-7.057e+01	1.386e+06	0	1
cf.sales	-2.027e+00	2.706e+04	0	1
mkt.book.value	6.573e+00	4.340e+04	0	1
div.yield	1.986e+00	1.017e+05	0	1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 1.9408e+01 on 13 degrees of freedom
Residual deviance: 2.2110e-10 on 1 degrees of freedom
AIC: 26

Number of Fisher Scoring iterations: 24

STIME A MASSIMA VEROSIMIGLIANZA. Siccome il sistema è non lineare, si usano metodi numerici basati sull'algorithmo di Fisher Scoring.

La terza colonna (z value, cioè i valori assunti dalla statistica test di Wald), è pari al rapporto tra la prima e la seconda colonna).

Dato che i p-value sono tutti massimi (cioè 1), tutte le variabili non sono statisticamente significative per spiegare il fenomeno di acquisizione.

Ciò dimostra come in un piccolo campione di imprese italiane, alcune delle variabili finanziarie utilizzate da Chueh non abbiano nessuna significatività statistica nel determinare le società target e non target, almeno nel mercato italiano. Per tale motivo non ha alcun senso entrare nel dettaglio analizzando le differenze più

facilmente osservabili nelle medie e mediane dei parametri dei due campioni.

CONCLUSIONE

Questa tesi propone una analisi dettagliata dei modelli di predicting takeover targets, focalizzandosi oltre che sulla loro utilità, anche sulla loro validità statistico-matematica. Per fare ciò sono stati analizzati più o meno nel dettaglio alcuni degli elaborati, ritenuti a mia personale discrezione, più rilevanti ai fini della comprensione di tale branca di studi appartenente alla corporate finance. Entrare nel dettaglio, oltre che riprendere più volte lo stesso argomento nei diversi capitoli è stato inevitabile, al fine di creare una lettura che renda comprensibile, anche ai meno esperti in materia, i passaggi logici sviluppati dagli autori e infine da me, per ottenere i risultati mostrati. Durante la fine del secolo scorso e nel primo decennio del 2000 sono stati sviluppati molteplici modelli per predire i futuri takeover target. Ognuno di questi ha dato risultati sostanzialmente differenti e tuttora non vi è un'unitaria conformità tra gli esperti nel sostenere in primo luogo se questi modelli sono realmente utili ed efficaci ed in secondo luogo, quali di questi modelli sia più accurato e quale meno. Infatti ogni analisi effettuata in precedenza è impossibile da decontestualizzare, lasciando ai critici una percezione generalmente soggettiva riguardo la reale efficacia del modello se applicato in diversi mercati e in diversi intervalli temporali. Quello che è certo è che per la prima volta vengono testati i coefficienti dei parametri predittivi in un campione di imprese appartenenti al mercato italiano. Infatti nessuna ricerca precedente era stata eseguita su di esso. Il risultato finale della prova empirica è che le teorie che Chueh e altri autori in precedenza avevano utilizzato come fondamenta per la costruzione del modello, si sono dimostrate durante il test finale complessivamente insignificanti nello spiegare con significatività statistica nel determinare quali imprese vengono acquistate (target) e quali no, e quindi quali sono più appetibili in una potenziale strategia di investimento e quali meno. Ulteriori studi se focalizzati su un campione di imprese,

sempre appartenenti al mercato italiano, ma più significativo circa le dimensioni, potrebbero ribaltare almeno parzialmente i risultati emersi durante il test svolto. Ulteriori studi potrebbero essere anche attuati inserendo indirettamente nel modello logit nuove variabili quantitative o altre variabili qualitative, già utilizzate in precedenza da altri autori ed inserite ad esempio attraverso variabili dicotomiche chiamate “variabili DUMMY”. Un carattere che ritengo estremamente rilevante e significativo nel determinare i futuri predicting takeover targets, ma che , tuttavia non è stato incluso nella ricerca da me promossa è sicuramente il ruolo di influenza che esercitano le politiche di privatizzazione e di liberalizzazione di mercato.

Bibliografia

- E. Krop, *Predicting Takeover Targets on the Dutch Market: Financial characteristics and the effect on takeover likelihood*, (Maggio 2008)
- R. Powell, *Takeover Prediction Models and Portfolio Strategies: A Multinomial Approach*, pag. 35-75, (2004)
- R. Powell, *Modelling Takeover Likelihood*, (1997)
- K. G. Palepu, *Predicting takeover Targets, Journal of Accounting and Economics*, pag. 3-35, (1988)
- P. Barnes, *The Analysis and use Financial Ratios: A Review Article.*, pag,449-461, (1987)
- P. Barnes, *The Prediction of Takeover Targets in U.K. By means of Multiple discriminant Analysis*, (1990)
- B. D. Rodrigues e M. J. Stevenson, *Takeover Prediction Using Forecast Combinations*, (2012)
- A. P. Poles, *Predicting Takeover Targets in the European Utility Sector*, (2008)
- M. C. Jensen, *Agency Cost of Free Cash Flow, Corporate Finance and Takeovers*, (1986)
- E.I. Altman, Financial Ratios, *Discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*, the Journal of Finance, (1968)
- H.f. Jr Check, J.S. Walker, K.L.Randall, *A binary choice model for predicting bank acquisition*, Journal of the Northeastern Association of Business, Economics & Technology, (2009)

C.E. Hyde, *Predicting takeover offers in Australia*,

http://paper.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1351546, (2009)

R.M. Walter, *The usefulness of current cost information for identifying takeover targets and earning above-average stock returns*, Journal of Accounting,

Auditing & Finance, (1983)

R.L. Chueh, A logit model for predicting takeover targets, Walden University (2013)

Sitografia

www.ansa.it

www.bloomberg.com

www.borsaitaliana.it

www.classenbc.it

www.consob.it

www.finance.yahoo.com

www.ilsole24ore.com

www.milanofinanza.it

www.reuters.com