

Politecnico di Torino

Collegio di Ingegneria Gestionale, Classe LM-31
Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale



Tesi di Laurea di II Livello

***Il fenomeno delle imprese zombie:
indagine nel settore tessile italiano***

Relatore:

Prof. Franco Varetto

Candidato:

Federico Sessa

Anno accademico 2019/2020

*Alla mia famiglia,
ai miei nonni.*

Indice

Introduzione	4
1. Ricostruzione del dibattito e definizioni di impresa zombi.....	6
1.1 La comparsa del fenomeno nella grande depressione giapponese.....	6
1.2 La situazione nell'Eurozona.....	13
1.2.1 Il ruolo dell'OMT Announcement.....	13
1.2.2 Implicazioni del settore bancario e conseguenze sull'economia reale.....	18
1.2.3 Analisi tra i Paesi dell'OCSE.....	24
2. Le imprese zombie in Italia.....	28
2.1 Metodi identificativi per la posizione italiana tra i Paesi dell'OCSE.....	28
2.2 Il rapporto solidità bancaria-zombie lending nella Penisola.....	35
3. Il settore tessile italiano.....	42
3.1 Scenario post-crisi.....	42
3.2 Andamento recente e bilancio.....	45
4. Il Rischio di Credito.....	49
4.1 Definizione del concetto.....	49
4.2 Tipologie principali.....	50
4.3 Componenti fondamentali.....	52
4.4 Regulation e Sistemi di Rating Interni.....	56
5. La Regressione Logistica.....	60
5.1 Introduzione al modello.....	60
5.2 Principi e funzionamento.....	62
5.2.1 Stima dei parametri.....	62
5.2.2 Test del fit della regressione logistica.....	65
5.2.3 Un esempio di regressione logistica: il modello di Ohlson.....	68
5.3 La regressione logistica nei metodi di scoring.....	70
5.3.1 Valutazione della bontà del metodo di scoring.....	73
6. Illustrazione dei dati.....	76
6.1 Le imprese presenti all'interno del dataset.....	76

6.2 Valutazione e correzioni del campione.....	81
7. Analisi ed elaborazione del dataset.....	84
7.1 Approcci d'indagine utilizzati in precedenza.....	84
7.2 Modalità e procedura di elaborazione dei dati.....	85
7.3 Modelli e criteri proposti.....	89
8. Risultati e output.....	92
8.1 Modello I.....	92
8.2 Modello II.....	95
8.2.1 Modello IIa.....	95
8.2.2 Modello IIb.....	99
8.2.3 Modello IIc.....	102
8.3 Modello III.....	106
8.3.1 Modello IIIa.....	106
8.3.2 Modello IIIb.....	109
8.4 Modello IV.....	112
8.4.1 Modello IVa.....	112
8.4.1 Modello IVb.....	115
8.5 Modello V.....	118
8.6 Modello VI.....	121
8.6.1 Modello VIa.....	121
8.6.2 Modello VIb.....	124
8.6.3 Modello VIc.....	127
8.7 Modello VII.....	130
Conclusioni e spunti futuri.....	133
Bibliografia.....	136
Ringraziamenti.....	139

Introduzione

Nonostante si tratti di un fenomeno di recente osservazione, gli studi su di esso hanno permesso di scoprire che le imprese zombie rappresentano ormai una realtà consolidata in molti settori dell'economia dei Paesi europei e non solo.

Il seguente lavoro di tesi ha come primo scopo quello di definire lo scenario riguardante le imprese zombie, le varie definizioni avanzate nel corso degli anni, le cause e i fattori influenzanti questa problematica e le conseguenze negative che ciò ha in relazione al settore bancario e all'economia reale attraverso l'illustrazione dei principali approfondimenti redatti da diversi studiosi di tutto il mondo. Questi studi hanno riguardato principalmente il Giappone e la sua recessione economica degli anni '90, i Paesi facenti parte dell'OCSE (Organizzazione per la Cooperazione e lo Sviluppo Economico), dell'Eurozona (core e periferia), del GIIPS (Grecia, Italia, Irlanda, Portogallo e Spagna) e soprattutto del panorama italiano.

In secondo luogo, la stesura del lavoro di tesi ha avuto la funzione di approfondire e osservare da vicino il settore tessile italiano, la sua evoluzione nel tempo e l'andamento economico delle aziende operanti al proprio interno in quanto, il dataset preso in considerazione in questo lavoro è composto esclusivamente da migliaia di imprese appartenenti al settore tessile italiano, con i relativi bilanci aziendali compresi in una finestra temporale di quasi un decennio (2009-2018).

Dopo un approfondimento dedicato alla tematica del rischio di credito, questione vicina e correlata al fenomeno delle imprese zombie vista l'anomalia dei finanziamenti ad esse concessi e l'elevata rischiosità oltre alle scarse performance dei crediti da loro detenuti, il lavoro di tesi ha avuto la finalità di illustrare la metodologia e il framework basati sulla regressione logistica utilizzato per l'analisi del campione di dati comprendenti le imprese del settore tessile per setacciare le eventuali imprese zombie presenti.

Durante la stesura, i dati all'interno dataset di imprese successivamente analizzato sono stati trattati ed elaborati con l'obiettivo di osservare le loro caratteristiche e la loro composizione e di esaminare e correggere eventuali non conformità presenti nei bilanci delle imprese, vagliando la corretta quantificazioni delle sezioni attive, passive e di conto economico e conteggiando le voci aggreganti principali affinché fosse possibile ottenere più agilmente i più importanti indici e indicatori di varia natura economica.

Sono state implementate e applicate al dataset considerato per l'indagine delle imprese zombie fra le quelle presenti al proprio interno, in un dato anno o per più anni, delle

rivisitazioni e degli adattamenti, appositi per il caso in questione, di vari modelli e criteri proposti nella letteratura esaminata nella prima fase di questo lavoro di tesi, basati principalmente sulla combinazione parametri e indicatori di bilancio riguardanti la profittabilità, la redditività, la disponibilità creditizia e le caratteristiche dei crediti concessi, il tasso d'investimento, la produttività e l'indebitamento di tutte le imprese.

Il suddetto lavoro ha anche e soprattutto avuto il fine di riportare e valutare i risultati derivati dall'applicazione dei modelli proposti e applicati al dataset e valutare la bontà e l'affidabilità di ognuno di essi attraverso il framework statistico basato sulla regressione logistica, per definire i più adatti e quali portano alle conclusioni e alle considerazioni migliori, più concrete e più soddisfacente.

1. Ricostruzione del dibattito e definizioni di impresa zombie

1.1 La comparsa del fenomeno nella grande depressione giapponese

La grave recessione verificatasi in Giappone durante tutto l'arco degli anni '90 è stata uno degli eventi più rilevanti dal punto di vista economico del ventesimo secolo. Il collasso del mercato azionario e immobiliare nipponico ha portato alla comparsa di un malessere nell'economia del Paese che ha minato e compromesso drammaticamente la salute delle banche giapponesi, da cui tutt'oggi fanno fatica a uscire fuori.

Con il passare del tempo, già dalla fine degli anni '90 e dei primi anni del 2000, molti studiosi si sono concentrati nella ricerca e nell'analisi delle cause e dei fattori scatenanti la crisi giapponese. Tra i vari risultati venuti alla luce nel corso del tempo, molti hanno portato all'osservazione di comportamenti anomali ed economicamente dannosi da parte di banche e imprese.

Joe Peek ed Eric S. Rosengren (2003) sono stati tra i primi a osservare da vicino le scelte poco consone delle banche giapponesi, protagoniste della depressione economica che le ha coinvolte. Esse hanno dato vita a un ripetuto e duraturo fenomeno di errata allocazione del credito alle imprese negli anni antecedenti la crisi. Per l'appunto, le imprese più deboli e in difficoltà, caratterizzate da alte probabilità di insolvenza o addirittura naviganti già da tempo in regime d'insolvenza, hanno continuato a beneficiare delle linee di credito a loro disposizione, nonostante il pericolo d'insolvenza gravante sull'istituto bancario e il fatto che queste imprese non avessero più i requisiti per continuare a sopravvivere sul mercato. Infatti, senza l'avanzare di questo fenomeno, imprese del genere andrebbero in contro alla bancarotta o all'esigenza di una notevole ristrutturazione finanziaria.

Questo fenomeno ha preso il nome di "Bank Forbearance", ovvero la non supervisione sugli istituti creditizi che hanno liberamente attuato politiche di allocazione non adeguata delle risorse tradotti nel mantenimento dei finanziamenti a imprese non sane. Così, osservando questa situazione, si è avanzata la prima definizione della cosiddetta "zombie firm", cioè quel particolare tipo di impresa virtualmente in default ma tenuta ancora in vita da parte degli istituti bancari con cui è legata da rapporti di natura creditizia.

È naturale chiedersi la motivazione del comportamento delle banche coinvolte da vicino in questo fenomeno. Per Peek e Rosengren una spiegazione economicamente plausibile risiede nel fatto che per le banche, non riportare a bilancio una maggiorazione dei propri "non-performing loans" (NPL) e le conseguenti perdite e diminuzioni del proprio capitale, significava evitare la pressione su di esse da parte dei supervisori e delle loro policies.

Inoltre, continuando con questa politica di “evergreening” (mantenimento) dei finanziamenti alle imprese più deboli come quelle zombie, le banche potevano continuare nell’applicazione di elevati tassi d’interesse sui crediti concessi.

Ma per questi studiosi, questa condotta malsana da parte delle banche ha avuto supporto dal governo giapponese, altro grande attore principale della grande recessione del Paese del Sol Levante. Si è osservato come il governo dell’epoca, ha praticamente chiuso volutamente gli occhi su queste problematiche, permettendo queste reiterare allocazioni creditizie per niente performanti, facendo, di fatto, aggravare il critico ristagno dell’economia nazionale. Al governo non conveniva né economicamente né politicamente ritrovarsi a dover dichiarare e fronteggiare una chiara ed evidente situazione di crisi dovuta all’insolvibilità dei crediti bancari. Secondo i due studiosi, il governo fu anche complice nell’aver permesso la sovrastima, da parte delle banche, degli indicatori di solidità bancaria da trasmettere agli organi internazionali di vigilanza economica e regolamentazione. Le banche giapponesi infatti, si comportarono in netto contrasto rispetto le banche americane durante il periodo della grande crisi, le quali ristrutturarono i loro portafogli crediti epurandoli da quelli deteriorati per aumentare e ristabilire la loro solidità.

Così facendo, il governo giapponese non si preoccupò della questione “zombie lending” (il mantenimento continuato delle concessioni creditizie e dei finanziamenti alle imprese zombie) in quanto aveva paura di scoperchiare un vaso di Pandora. Infatti, andando a intervenire con una policy riguardante la regolamentazione e la correzione dell’estensione creditizia e delle politiche di finanziamento delle banche, significava aggravare la crisi finanziaria, con la possibile bancarotta di vari istituti di credito e la chiusura, per default e insolvenza, di numerose imprese. In buona sostanza, il “Bank Forbearance” è stato portato avanti nell’interesse dei tre attori principali presenti nell’economia giapponese. Ciò è anche dimostrato dal fatto che, sempre secondo Peek e Rosengren, il tasso di ottenimento dei prestiti, durante il periodo di crisi, per le imprese molto deboli era molto più alto rispetto il medesimo relativo alle imprese economicamente sane presenti sul mercato.

Inoltre, i due studiosi hanno anche osservato che le banche più coinvolte in questi perversi giochi creditizi con le imprese zombie erano quelle aventi risk-based capital ratio (in questa circostanza definito come il Tier 1 capital ratio, ovvero il Tier 1 capital della banca rapportato agli impieghi ponderati per il rischio) a ridosso della soglia minima consentita dagli organi di regolamentazione bancaria. È stato anche osservato che questi istituti in difficoltà furono quelli più economicamente aiutati da parte del governo durante la crisi.

L'analisi attuata da Peek e Rosengren ha anche osservato un ulteriore aspetto nell'economia giapponese, strettamente legato allo zombie lending. Essi hanno evidenziato un particolare fenomeno detto "keiretsu relationship". Il "keiretsu" è sostanzialmente un raggruppamento di imprese di diversa natura e diverso settore (industria, commercio, finanza ecc.) collegate fra loro da partecipazioni incrociate, reti relazionali e in generale vincoli non tanto giuridici quanto etici e puramente relazionali. Il fenomeno di keiretsu è collegato ed è stato fautore dello "zombie lending" ed ha incentivato il "Bank Forbearance" in quanto, secondo l'approfondimento dei due studiosi, nell'economia giapponese andata in crisi negli anni '90, la maggioranza di questi pool era formato da istituti bancari e imprese potenzialmente classificabili nel tempo come zombie, ovviamente legati tra loro da rapporti creditizi consolidati. Il keiretsu relationship non ha portato purtroppo i benefici sperati, ovvero la crescita e un'elevata profittabilità per le imprese al proprio interno, sicurezza e stabilità nei rapporti con le banche, le quali dovevano salvaguardare gli investimenti delle imprese affiliate e finanziarle stabilmente. Invece, questo tipo di fenomeno ha condotto, nel lungo periodo, a effetti collaterali e a politiche perverse di allocazione del credito, in quanto le banche, detenendo così strette affiliazioni con le imprese in difficoltà, tendevano a scoraggiarle nell'intraprendere investimenti rischiosi e profittevoli per salvaguardarsi dal rischio relativo, nonostante continuassero a estendere prestiti a quest'ultime (piuttosto che a imprese qualitativamente migliori e più profittevoli dal punto di vista creditizio), in quanto se esse fossero andate in default, le banche si sarebbero trovate parecchio esposte alle perdite. D'altro canto, le imprese, indebolendosi col tempo, trovavano sempre più nelle linee di credito concesse all'interno del keiretsu l'unica via per la sopravvivenza.

Ricardo J. Caballero, Takeo Hoshi e Anil K. Kashyap (2006) sono stati un altro gruppo di studiosi concentratosi sulla situazione giapponese qualche anno più tardi rispetto Peek e Rosengren. Anche il loro lavoro si è concentrato sulle cause e sulle dinamiche della stagnazione economica giapponese, ma con un occhio di riguardo al ruolo delle imprese zombie. Essi hanno appoggiato le tesi proposte da Peek e Rosengren, confutando i rapporti economicamente malsani tra banche e imprese giapponesi (facenti parte del settore manifatturiero, immobiliare, retail, grande distribuzione e servizi) che hanno messo in ginocchio l'economia e come, durante il periodo di crisi, la disponibilità di credito e il tasso di ottenimento dello stesso fosse più alto per imprese in difficoltà e in regime di insolvenza (figura 1.1).

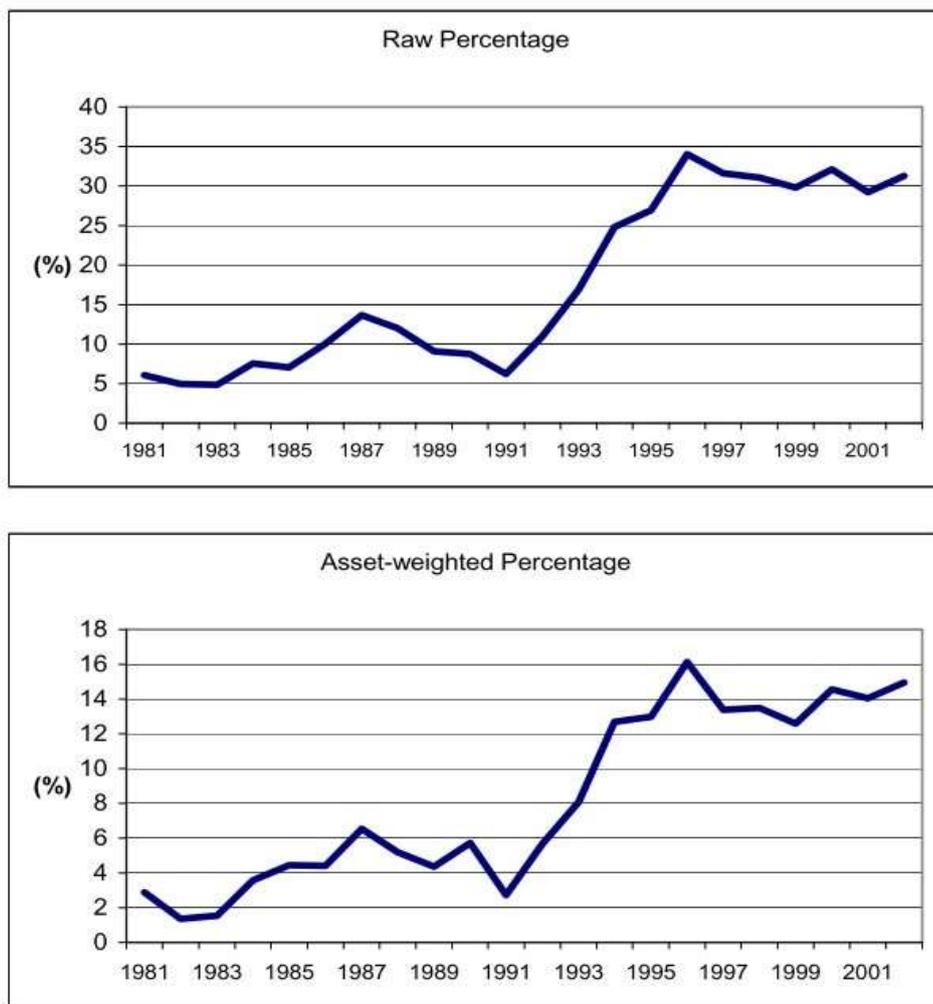


Figura 1.1 – Frequenza di ottenimento del credito per imprese zombie, pesate per i propri assets (sotto) e non (sopra), in Giappone

Secondo Ricardo J. Caballero, Takeo Hoshi e Anil K. Kashyap, un'impresa zombie è definita come un'impresa di povera profittabilità che ha ricevuto e continua a ricevere aiuti finanziari dai creditori e beneficia di crediti agevolati (subsidized credit) cioè crediti con "interest rate gap" negativo, che sta a indicare lo spread negativo tra il tasso d'interesse, in questo caso molto agevolato, pagato al tempo t da un'impresa i in difficoltà su un bond di una certa durata e il tasso d'interesse pagato su un identico bond di stessa durata allo stesso istante dalla medesima impresa in assenza di alcun sussidio e agevolazione. Adottando questa semplice definizione, si è in grado di valutare gli effetti delle imprese zombie sull'economia giapponese. I mercati con alta presenza di imprese zombie mostrano bassa profittabilità e una crescita lenta rispetto a mercati meno saturi di imprese in difficoltà (figura 1.2, figura 1.3).

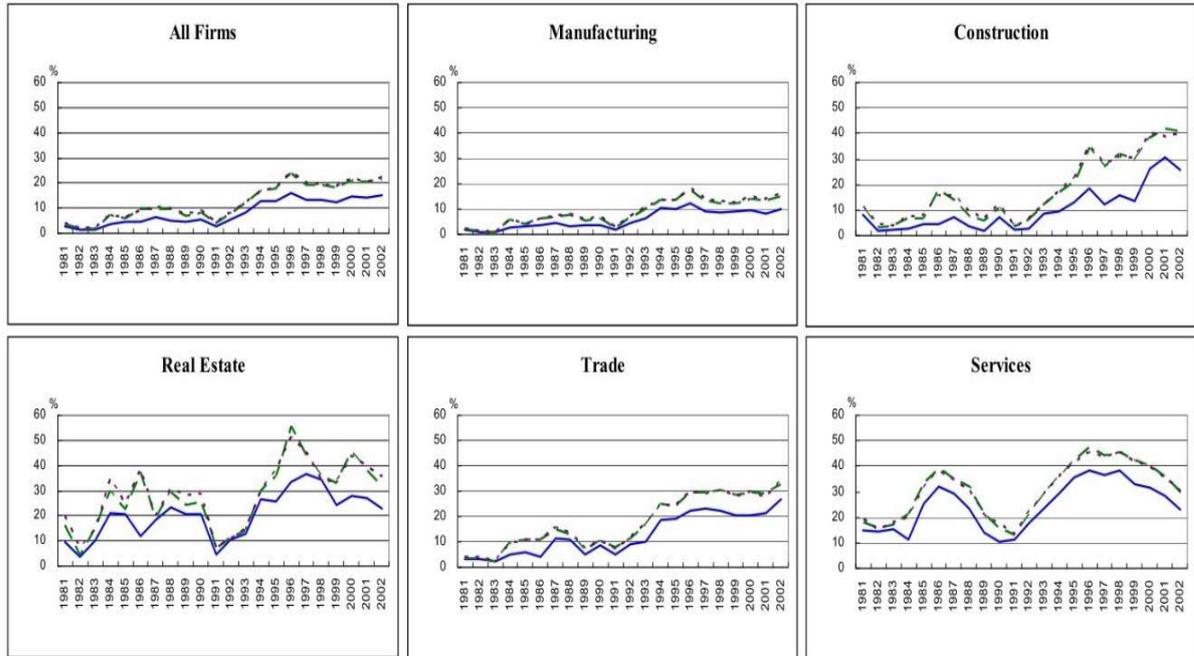


Figura 1.2 – Percentuale cross-industry di imprese zombie pesate per i propri assets (- -) e non (-) in Giappone.



Figura 1.3 – Profittabilità cross-industry delle imprese zombie pesate per i propri assets (- -) e non (-) in Giappone.

Infatti, l'alta concentrazione di imprese zombie nell'economia favorisce la distorsione della concorrenza sul mercato del credito in quanto imprese sane e meritevoli vedono sottrarsi delle risorse disponibili e induce a una congestione del mercato in cui operano, a una depressione dei prezzi dei prodotti e della creazione di lavoro, a un rallentamento della ristrutturazione economica e a un innalzamento dei costi salariali del mercato dovuti alla

conseguente minor produttività delle imprese. Tutti questi effetti negativi fanno sì che i profitti per le imprese giapponesi sane e produttive si siano ridotti, scoraggiando le entrate sul mercato e gli investimenti. Ciò che si evince dallo studio di Ricardo J. Caballero, Takeo Hoshi e Anil K. Kashyap è molto negativo per le imprese sane che hanno operato, durante il ristagno dell'economia del Sol Levante, in mercati dove le imprese zombie detenevano alte quote, in quanto questo ha ostacolato la loro possibilità di investire e un'evoluzione non positiva del rate di occupazione, favorendone la distruzione, delle imprese nei vari settori dell'economia (figura 1.4, figura 1.5 tabella 1.1, tabella 1.2).

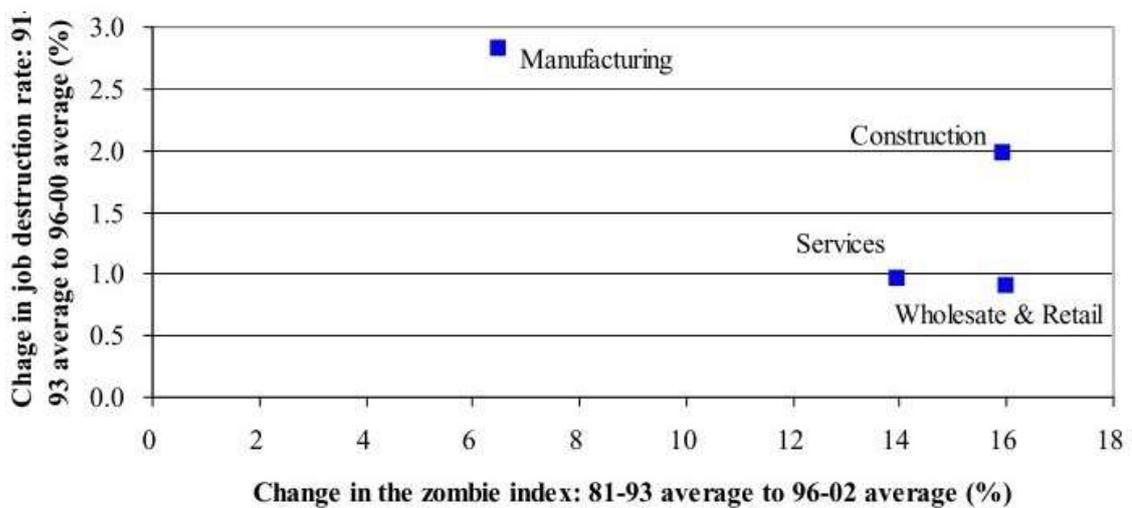


Figura 1.4 – “Job destruction” nei settori ad alta concentrazione zombie in Giappone.

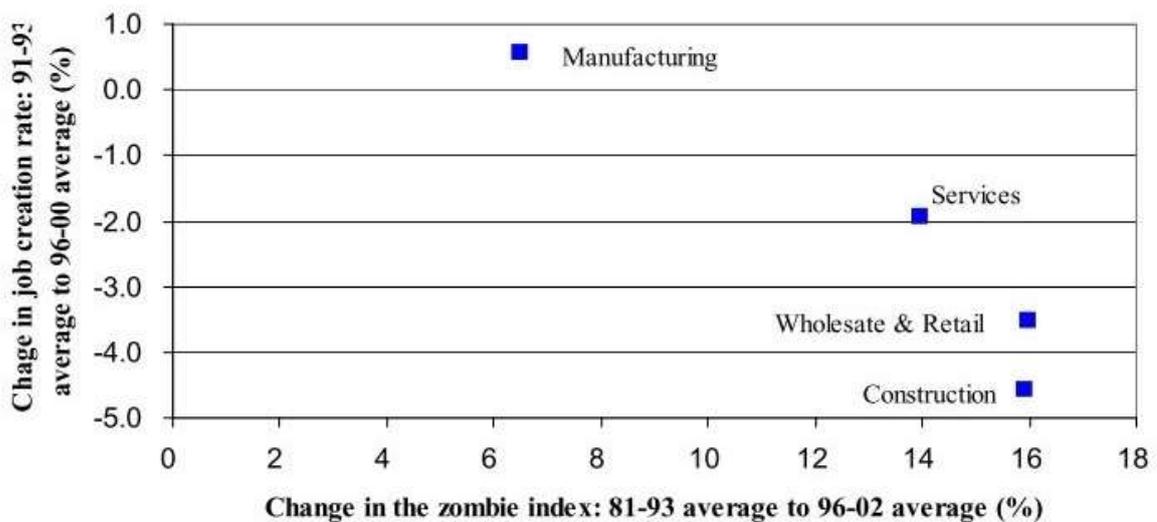


Figura 1.5 – “Job creation” nei settori ad alta concentrazione zombie in Giappone.

Tabella 1.1 – Perdite cumulate negli investimenti, tra il 1993 e il 2002, della media di imprese non-zombie nei settori ad alta concentrazione zombie.

Industry	Wholesale	Retail	Construction	Real Estate	Services
Actual Average I/K: 1993-2002	0.1184	0.1871	0.1373	0.0920	0.2215
Cumulative Lost I/K Case 1	0.4323	0.1883	0.2988	0.2842	0.3020
(lower bound)	(0.1697)	(0.0739)	(0.1173)	(0.1115)	(0.1185)
Cumulative Lost I/K Case 2	0.3454	0.1432	0.1804	0.4006	0.5048
(lower bound)	(0.1355)	(0.0562)	(0.0708)	(0.1572)	(0.1981)

Tabella 1.2 – Variazione del tasso cumulato di occupazione, tra il 1993 e il 2002, della media di imprese non-zombie nei settori ad alta concentrazione zombie.

Industry	Wholesale	Retail	Construction	Real Estate	Services
Average Actual Employment growth: 1993-2002	-0.0136	0.0015	-0.0043	0.0062	0.0140
Cumulative lost employment -- Case 1	0.1238	0.0598	0.0918	0.0951	0.1086
(lower bound)	(0.0402)	(0.0199)	(0.0302)	(0.0314)	(0.0358)
Cumulative lost employment -- Case 2	0.0977	0.0452	0.0548	0.1363	0.1864
(lower bound)	(0.0320)	(0.0151)	(0.0183)	(0.0445)	(0.0602)

Inoltre, secondo questi studiosi, il gap relativo alla produttività tra imprese zombie e non-zombie nell'economia del Giappone aumenta di pari passo all'aumentare della presenza delle imprese zombie e ciò ha un effetto quantitativo anche sul tasso d'investimento che, rispetto quello relativo alla percentuale delle imprese zombie nell'economia nipponica degli anni '90, ha subito riduzioni che vanno dal 4 al 36% per anno a seconda del mercato considerato.

Altri studi e approfondimenti successivi come quello redatto da Mariassunta Giannetti e Andrei Simonov (2009), sono giunti a risultati analoghi rispetto quelli ottenuti da Caballero e Hoshi sulle zombie e sul loro ruolo, evidenziando gli effetti macro e micro delle conseguenze delle scelte in materia di policy economica del governo giapponese nel permettere comportamenti dannosi e anomali come il foraggiamento delle imprese in difficoltà, tra cui le zombie, da parte delle banche e valutando l'adeguatezza delle ricapitalizzazioni bancarie attuate in quel periodo solo per evitare un massivo default nell'economia. I risultati ottenuti da questi due ultimi studiosi non hanno fatto altro che supportare tutte le tesi avanzate dagli studi già menzionati e l'impatto rilevante della presenza delle imprese zombie nel ristagno economico del Giappone.

1.2 La situazione nell'Eurozona

L'attenzione per le imprese zombie non ebbe la stessa precocità in Occidente, specialmente in Europa. Complice anche lo scoppio della grande crisi finanziaria del 2007, dove l'Europa si vide coinvolta direttamente in questo disastro economico di enormi proporzioni e conseguenze, l'attenzione della stragrande maggioranza degli studiosi fu quindi catturata principalmente dalle dinamiche e dalle cause della stessa.

Se in Giappone la presenza di imprese aventi talmente tante difficoltà tanto da poterle definire in stato di default, ma nonostante questo ancora vive e operative, fu molto evidente per tutte le motivazioni menzionate nel paragrafo precedente, in Europa non fu così semplice e immediato risalire al riconoscimento e alla presenza nell'economia e sui vari mercati di questo particolare tipo di impresa. Le cause della grande crisi erano ben note e vari aspetti e fenomeni negativi presenti nell'economia, pregressi e stimolanti per la crisi, come l'allocazione inefficiente diffusa del capitale, la crescita della produttività e dell'occupazione e i rallentamenti e le difficoltà dei mercati emergenti, non erano relazionabili o subito collegabili al fenomeno dello zombie lending e delle imprese zombie.

1.2.1 Il ruolo dell'OMT Announcement

A partire dalla seconda metà della seconda decade degli anni 2000, vari studiosi si sono applicati nell'analisi e nell'approfondimento delle imprese zombie e del loro effetto sull'economia, in particolare A. Ferrando, A. Popov e G. F. Udell (2015) si sono focalizzati sull'incentivo allo zombie lending da parte dell'OMT (Outright Monetary Transactions) Announcement, ovvero il programma attuato nel 2012 dalla Banca Centrale Europea (BCE) e dal suo presidente dell'epoca Mario Draghi per fronteggiare e sopperire la crisi dei cosiddetti "Sovereign Bond" (bond o titoli sovrani), consistente nell'acquisizione diretta, da parte della BCE, di bond a breve termine (uno o tre anni) sui mercati secondari e sovrani di Stati membri dell'Eurozona in grave e conclamata difficoltà, sotto certe condizioni. La manovra ha permesso la crescita nel valore di questi titoli, aiutando il sistema bancario europeo nella propria ristrutturazione e permise un'indiretta ricapitalizzazione dello stesso. Essa fu ideata anche e soprattutto per implementare e salvaguardare un'appropriata politica monetaria mirata a controllare e a contenere il tasso d'inflazione nei vari Paesi, infatti la liquidità immessa nel mercato a causa dell'acquisto dei titoli di Stato è stata sempre pienamente sterilizzata, cioè riassorbita vendendo ad esempio

altri titoli. Il team di Ferrando, analizzando un sample di piccole-medio imprese provenienti da otto paesi diversi dell'Eurozona, ha valutato la possibilità da parte dell'OMT Announcement di aver facilitato, per le imprese più in difficoltà e con qualità creditizia scarsa come le imprese zombie, l'ottenimento delle risorse creditizie disponibili sul mercato. I risultati da loro ottenuti sostengono che specialmente le banche con rilevanti esposizioni all'indebitamento delle Euro-aree più economicamente stressate sono state le più accondiscendenti nelle concessioni creditizie vista la liquidità immessa dalle OMT. Osservando anche i termini e le durate dei prestiti elargiti da queste banche alle piccole-medio imprese (SME, ovvero imprese con ricavi inferiori ai 50 milioni di Euro) in difficoltà, ciò suggerisce che la particolare politica monetaria portata avanti grazie alle transazioni OMT ha aiutato le piccole e medio imprese classificate come non zombie, ma la presenza delle imprese zombie tra di esse non ha rallentato e messo in difficoltà tale processo.

Successivi studi, come quello formulato da parte del gruppo composto da V.Acharya, T.Eisert, C.Eufinger e C.Hirsch (2017) hanno portato avanti gli approfondimenti sullo zombie lending (non discostandosi dalla definizione e degli effetti negativi dovuti a questo fenomeno sottolineati dagli studi precedenti) e sul ruolo che l'OMT Announcement e la sottocapitalizzazione bancaria hanno avuto sul suo incremento, in particolare sull'inefficacia della politica OMT su alcuni istituti bancari in difficoltà e spesso e volentieri appartenenti alla periferia dell'Eurozona, rimasti sottocapitalizzati a causa delle loro tendenze allo zombie lending. Analizzando i dati relativi ai Paesi del GIIPS (Grecia, Irlanda, Italia, Portogallo e Spagna) ottenuti da più dataset (Amadeus e Dealscan) nella finestra temporale contenente l'impiego delle Outright Monetary Transactions, si stima infatti che in Paesi come Portogallo, Spagna e Italia (per cui si approfondirà più specificamente in seguito) rispettivamente il 50%, 40% e 30% del debito sia detenuto da imprese come le zombie, ovvero imprese difficilmente soggette a ipoteca da parte dei creditori, con interessi passivi superiori ai ricavi ante-tasse ed EBIT (earnings before interest and taxes) interest coverage ratio, ovvero il rapporto tra EBIT e interessi passivi considerati nello stesso periodo, negativo. Per Acharya e co., nel periodo post OMT, dei circa 543 miliardi di crediti estesi dalle banche alle imprese dei Paesi del GIIPS, approssimativamente l'8% di essi è andato alle imprese più improduttive come quelle zombie (figura 1.6), sui quali hanno anche beneficiato di tassi agevolati (figura 1.7), ben più bassi rispetto quelli pagati dalle imprese qualitativamente più valide sul mercato (le imprese pubbliche quotate con rate AAA).

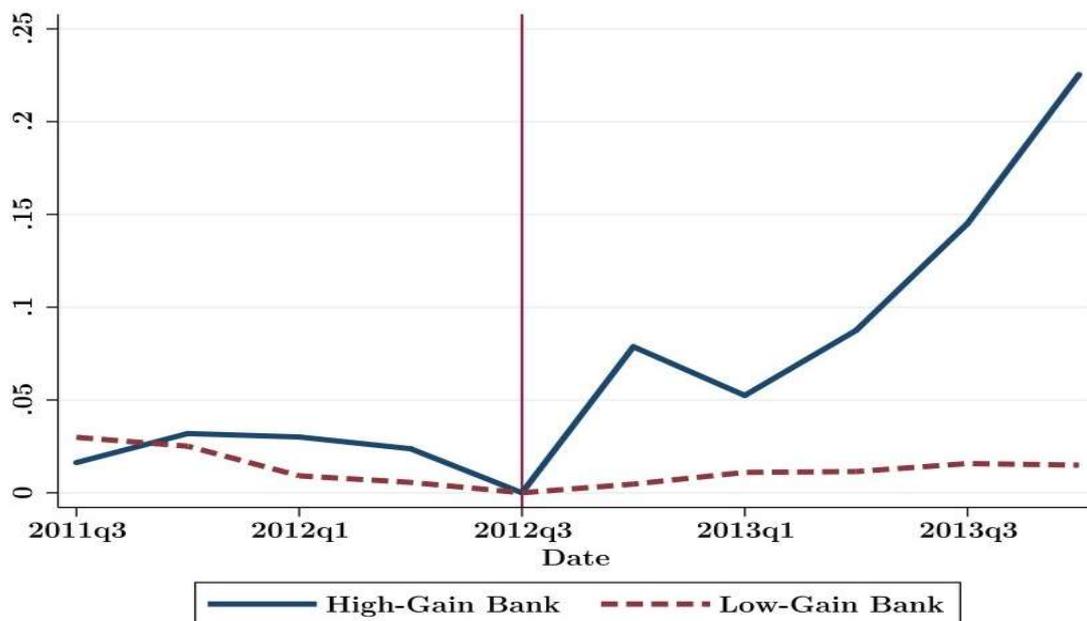


Figura 1.6 – Evoluzione dei volumi dei prestiti erogati nei Paesi del GIIPS nel biennio 2011-2013.

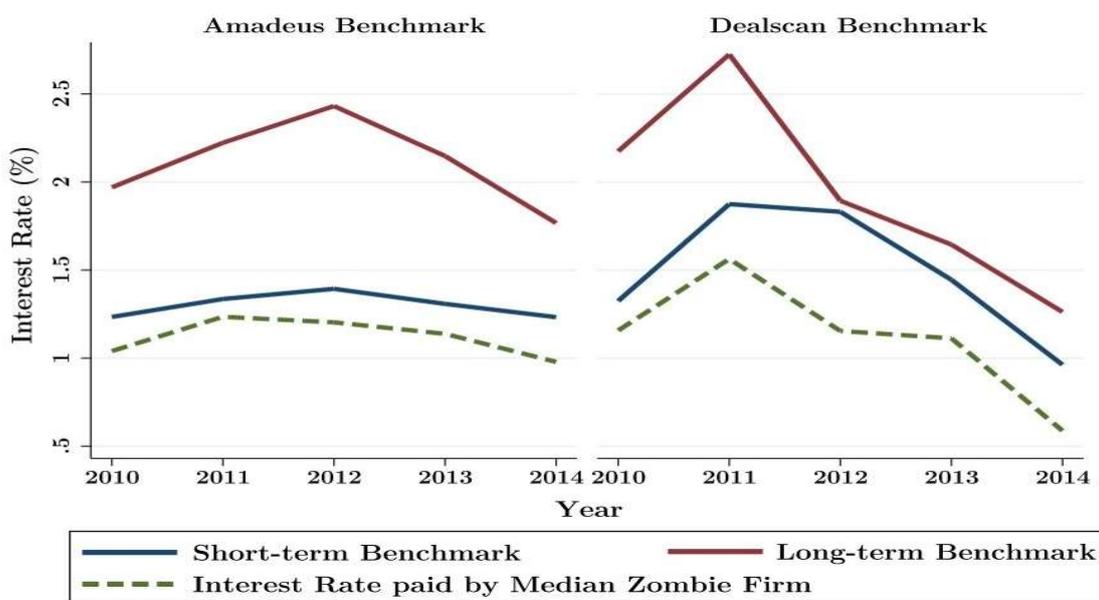


Figura 1.7 – Comparazione tra i tassi d'interesse sui prestiti concessi alle imprese zombie e quelli benchmark a corto e lungo termine per i due dataset differenti studiati da Acharya e co. tra il 2010 e il 2014

Questo problema è più evidente in Italia, ma anche in Spagna e Portogallo, dove all'incirca l'11% del volume creditizio è esteso alle imprese zombie. Sostanzialmente, le imprese che hanno beneficiato di più delle ricapitalizzazioni e delle immissioni di liquidità nel sistema bancario da parte del programma OMT, che hanno permesso una maggiore disponibilità di risorse sul mercato del credito, sono state le imprese economicamente deboli legate già da

prima con le banche meno sane rimaste in difficoltà dopo l'OMT. Di conseguenza, anche le imprese zombie ne hanno beneficiato. Tuttavia, non si è notato un cambiamento nel loro status economico, vanificando in sostanza l'effetto che la manovra avrebbe dovuto avere su di esse. Fin qui, le considerazioni di questi studiosi non si discostano molto dalle tesi sviluppate dal Ferrando e co. (2015). Secondo il team di Acharya, si è registrato un aumento delle risorse detenute dalle imprese zombie presenti nell'insieme dei dataset analizzati da un 4% pre-OMT a un 12% post-OMT e si è notato come la percentuale di legami creditizi con le zombie per banche ben capitalizzate e per quelle invece non in salute mostri trend ben diversi: infatti, per gli istituti sani e solidi se ne sottolinea una decrescita dal periodo pre al post-OMT (dal 9% al 6%) mentre per quelli non ben capitalizzati se ne evidenzia un incremento sempre nello stesso periodo (dal 12-13% a circa il 18%) nei vari Paesi considerati nell'analisi (figura 1.8).

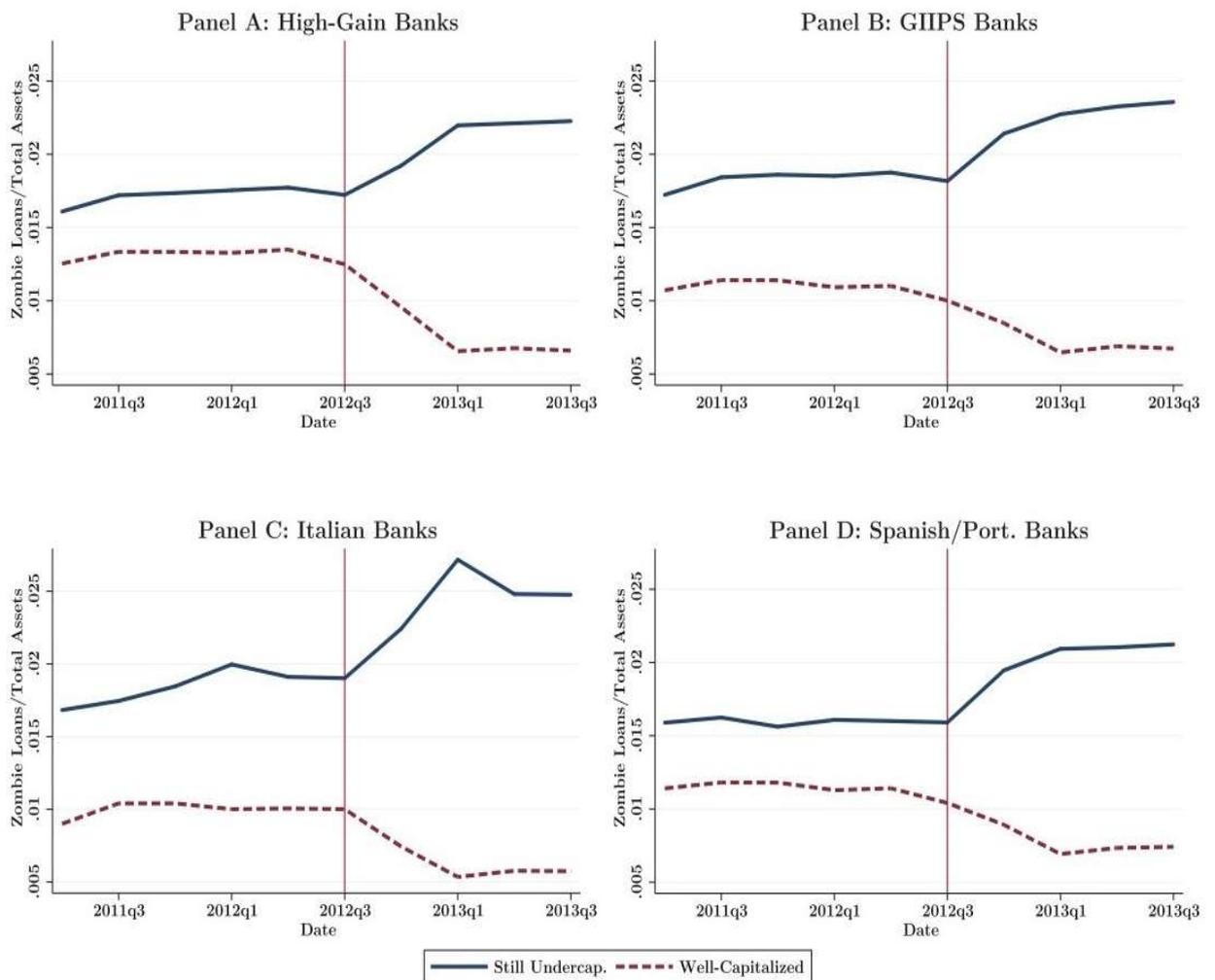


Figura 1.8 – Frazione dei prestiti zombie erogati dalle banche ben capitalizzate e non nei periodi pre e post OMT.

Tutto ciò ha avuto conseguenze negative sulle economie ad alta percentuale zombie, che hanno sofferto la diminuzione della propria produttività nel periodo post-OMT, e sulle imprese sane e produttive operanti in mercati a elevato tasso zombie e banche non capitalizzate adeguatamente. La distorsione della competitività, la svalutazione dei prezzi dei prodotti e l'aumento dei costi sul mercato, hanno alimentato l'esclusione dalle risorse creditizie di molte imprese non zombie, causandone una diminuzione dell'11,5% sul capitale investito e una riduzione del 4,1% sul tasso di occupazione rispetto allo scenario in cui le stesse fossero state operanti in mercati a livello di presenza zombie pre-OMT. Inoltre, per le banche più esposte allo zombie lending, è riscontrabile un incremento delle perdite su tutti i mercati del credito, non solo sui crediti sindacati e agevolati. Infatti, per tutte queste imprese, il rapporto tra i non-performing loans (NPL) e la totalità dei crediti detenuti (gross loans) è aumentato considerevolmente negli anni.

Come ulteriore spiegazione degli effetti negativi dello zombie lending connesso all'OMT Announcement, Acharya, Eisert, Eufinger e Hirsch hanno indagato su un possibile coinvolgimento dei governi dei Paesi sottoposti allo studio nelle politiche di finanziamento e di allocazione del credito, come è accaduto nella situazione giapponese. Tuttavia, il gruppo di studiosi non ha trovato alcuna evidenza a fondamento delle ipotesi per cui i vari governi abbiano sollecitato le banche più esposte alla detenzione di bond governativi, ovvero quelle più esposte alla crisi dei "Sovereign Bond" e di conseguenza quelle che hanno più beneficiato delle OMT, nel continuare il supporto creditizio alle imprese zombie per evitare il loro massivo default. Il pool di studiosi ha anche voluto sottolineare come il fenomeno delle imprese zombie, con tutte le loro caratteristiche peculiari, fosse un problema intrinseco nell'economia, già presente e non soltanto sviluppato o incrementato solamente da manovre finanziarie come le OMT.

In conclusione, secondo lo studio del team di Acharya, l'OMT Announcement ha sicuramente aiutato a risollevarne l'Eurozona dalla crisi dei bond sovrani evitando il collasso, ma combinando tutto ciò con un programma focalizzato all'adeguata ricapitalizzazione bancaria, sarebbe stato possibile ottenere migliori risultati sul piano dell'allocazione del credito e della crescita economica.

1.2.2 Implicazioni del settore bancario e conseguenze sull'economia reale

Con il passare del tempo, la questione delle imprese zombie si è legata indissolubilmente all'operato degli intermediari bancari che oggi si ritrovano a fronteggiare parecchie problematiche, rischiando seriamente di finire spesso in ginocchio, e ai conseguenti e spesso inevitabili rapporti e connessioni createsi tra i due fenomeni.

Uno dei primi studi a concentrarsi sulle imprese zombie è stato redatto da Manuela Storz, Michael Koetter, Ralph Setzer e Andreas Westphal (2017). In particolare, il loro lavoro ha investigato sull'impatto e sull'influenza che lo "zombie lending" e le banche stressate hanno avuto sul "deleveraging", ovvero sulla riduzione del livello di indebitamento, o in generale sulle politiche di indebitamento delle piccole e medio imprese (SME), escludendo le grandi imprese spesso pubbliche, con un occhio di riguardo al ruolo e agli effetti dei rapporti e delle connessioni tra le banche in difficoltà e le imprese a un passo dal baratro ma ancora in vita, ovvero quelle sotto lo status di zombie. Questa indagine sulla presenza zombie tra le imprese ha riguardato l'Eurozona periferica (Grecia, Irlanda, Portogallo, Spagna, Slovenia) e il core dell'Eurozona (Francia e Germania), considerando l'intervallo temporale tra il 2010 e il 2014, come mostrato in figura 1.9.

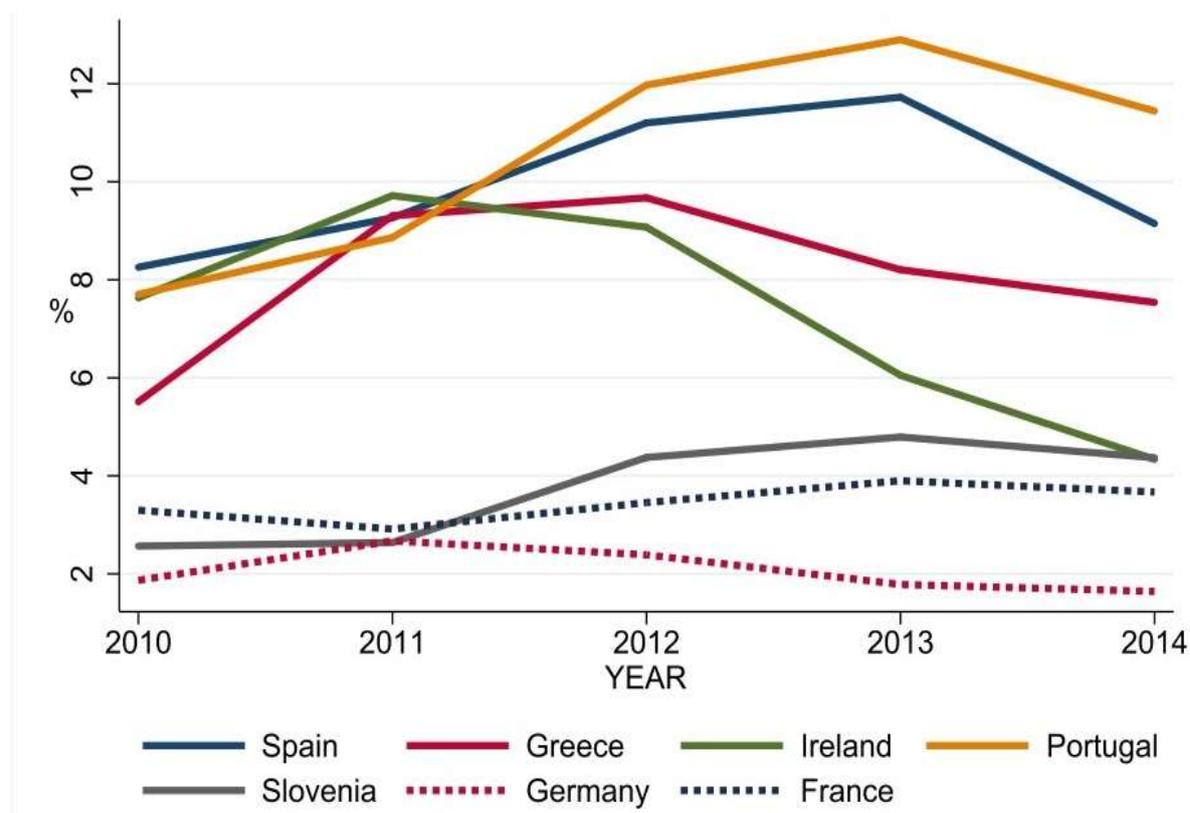


Figura 1.9 – Quota di imprese zombie nei vari Paesi dell'Eurozona tra il 2010 e il 2014.

La definizione generale di “zombiness” avanzata da Storz, Koetter & co. non si allontana particolarmente dalle definizioni già proposte in precedenza, infatti, essa è quel fenomeno coinvolgente imprese in difficoltà economiche evidenti tenute in vita “artificialmente” attraverso l’evergreening, cioè il mantenimento continuo, del credito a loro concesso spesso a tassi parecchio agevolati (subsidized credit) come già sottolineato da Caballero e Hoshi (2006), i primi a utilizzare l’interest payment rate gap per setacciare le imprese zombie. C’è da sottolineare come, nell’utilizzo di questo approccio, il team di Storz abbia utilizzato come benchmark per il tasso d’interesse quello associato ai crediti di imprese AAA-rated sul mercato, diverso da quello della media delle imprese. Andando più nello specifico, questi studiosi hanno anche definito più operativamente le caratteristiche di un’impresa zombie, ovvero essa deve evidenziare:

- ROA (Return on Assets = $\frac{\text{Utile corrente ante oneri finanziari}}{\text{Totale Attivo}}$) < 0
- Investimenti netti < 0
- “Debt servicing capacity” = $\frac{\text{EBITDA}}{\text{Debiti Finanziari}} < 5\%$
- “Debt servicing capacity” = $\frac{\text{EBITDA}}{\text{Debiti Finanziari}} < 5\%$ per almeno due anni consecutivi

I primi due criteri permettono di assicurarsi di classificare come zombie imprese né profittabili né propense all’investimento oltre il valore del proprio deprezzamento. In particolare, il secondo criterio consente di non etichettare come zombie imprese giovani e molto espansive all’inizio della loro vita, quindi aventi rate d’investimento alto. Il terzo criterio, suggerendo di considerare debt servicing capacity molto bassi, fa sì che soltanto le imprese molto indebitate siano classificabili come zombie. Infine, il quarto e ultimo criterio, collegato a quello precedente, permette di confutare che l’attribuzione del fenomeno zombie a una certa impresa non sia solo una manifestazione annuale o a un effetto dovuto al business cycle.

L’importanza del lavoro di Storz, Koetter, Setzer e Westphal risiede anche nell’aver approfondito il ruolo delle banche stressate e soprattutto il loro rapporto con le imprese non finanziarie, nel rallentamento della riduzione dell’indebitamento delle imprese, nel

peggioramento della salute degli intermediari creditizi stessi, sulle politiche di finanziamento e sull'indice di presenza delle imprese zombie sul mercato.

Questi studiosi hanno provveduto infatti a definire le caratteristiche operative e gli indicatori da prendere in considerazione nell'analisi attuata per classificare un intermediario bancario solido e in salute:

- Capitalizzazione dell'intermediario
- "NPL ratio" = $\frac{\text{Non-performin Loans}}{\text{Total of Loans}}$
- ROA
- "Z-score" = $\frac{\text{Total Equity} + \text{Ricavi Netti}}{\sigma(\text{ROA})}$
- "Maturity Mismatch" = $\frac{\text{Depositi Totali} - \text{Assets Liquidi}}{\text{Total Assets}}$

Secondo l'analisi fatta da questi studiosi, una banca sotto stress è associabile con misure di bassa capitalizzazione, bassi valori del ROA e Z-score insieme ad alti valori di NPL, che è l'indicatore misurante la vicinanza dell'intermediario dalla bancarotta, e di Maturity Mismatch. In tabella 1.3 sono osservabili i valori statistici per le banche risultate sotto regime di stress per i singoli Paesi nell'arco di tempo considerato dall'analisi empirica.

Tabella 1.3 – Banche in difficoltà nei vari Paesi dell'Eurozona.

	Banks	Mean	SD	p5	p50	p95
Spain	31	0.013	0.045	-0.036	0.006	0.090
Greece	8	0.138	0.139	-0.027	0.144	0.451
Ireland	10	0.200	0.200	-0.006	0.171	0.748
Portugal	86	0.042	0.053	-0.018	0.026	0.127
Slovenia	16	0.135	0.202	-0.050	0.069	0.524
Germany	706	-0.045	0.041	-0.081	-0.056	0.056
France	138	-0.046	0.029	-0.085	-0.054	-0.003

Come approfondimento, per le grandi banche presenti nel sample sono anche stati analizzati gli spread dei relativi CDS (Credit Default Swaps) relazionati con la capitalizzazione interna dell'intermediario, risultando una forte correlazione fra i due indicatori. Più una banca è sottocapitalizzata, più il tasso dei CDS, che consistono finanziariamente in un'assicurazione, in una copertura, sui crediti e sul loro rischio di default, sarà alto e l'intermediario classificato come non in salute. Empiricamente, Storz e

co. hanno anche evidenziato come ciò si rifletta anche sull'incremento del leverage delle imprese (un aumento di un'unità sulla deviazione standard dello spread dei CDS del singolo intermediario si traduce in quasi un 1% in più sul leverage delle imprese in difficoltà e delle imprese zombie), dovuto soprattutto alla connessione tra le banche sotto stress e le imprese non sane tra cui le zombie.

I principali risultati empirici dello studio di Storz, Koetter, Setzer e Westphal sulla presenza delle imprese zombie nei vari Paesi sono riassunti nella tabella 1.4.

Tabella 1.4 – Frazione imprese zombie sul totale imprese e banche sotto stress nell'Eurozona.

	Periphery Countries					Core Countries		Total
	ES	GR	IE	PT	SI	DE	FR	
No. of firms	126,737	13,482	2,232	70,583	30,910	5,226	174,095	423,265
No. of zombie firms	24,989	2,319	311	15,454	2,439	160	15,016	60,688
No. of banks	31	8	10	86	16	706	138	995

La loro analisi indica come i rapporti tra banche sotto stress e le imprese classificate come zombie (“zombie lending”), hanno favorito, nel core e nell'area periferica dell'Eurozona, un aumento annuale del leverage del 2,4% per quest'ultime rispetto le non-zombie. Infatti, dal punto di vista statistico, un incremento di un'unità sulla deviazione standard dello stress bancario definito secondo questi studiosi, favorisce un aumento medio annuale del leverage delle imprese zombie di circa 90 basis points. Però d'altro canto, è doveroso sottolineare come, in netto contrasto con lo studio portato avanti da Acharya e co., essi non abbiano trovato un'evidente relazione tra lo stress bancario e l'aggravarsi dell'indebitamento generale, ovvero prendendo in esame tutte le piccole e medio imprese, zombie e non. Piuttosto i dati empirici ricavati raccontano ben altro: Nelle aree periferiche dell'Eurozona, ma ciò non vale per i paesi del core (Francia e Germania), è riscontrabile come l'aumento di un'unità sulla deviazione standard dello stress bancario porti a una contrazione media annuale dello 0,1% per le imprese classificate come non-zombie e di circa 5 b.p. per tutte le imprese considerate. Dunque, Storz e co. hanno documentato un effetto medio abbastanza positivo sulla variazione dell'indebitamento generale se istituti bancari e creditizi deboli sono sempre più legati a imprese non in salute, quindi uno zombie lending molto presente e persistente nelle zone più in difficoltà dell'Eurozona, ma che favorisce la comparsa e il ristagno in materia debitoria delle imprese zombie presenti sul mercato. In conclusione, lo zombie lending trova terreno fertile in aree geografiche

dove la difficoltà economica è evidente, dove le banche scarsamente performanti sono più inclini alle concessioni finanziarie alle imprese più deboli e rischiose dal punto vista creditizio come le zombie. Queste ultime aumentano il loro leverage non potendo attingere a fonti interne di finanziamento, al contrario di imprese più sane che preferiscono non attingere a queste risorse creditizie disponendo di risorse interne, lasciando che la domanda e il rate di concessione di credito delle banche più in ginocchio facciano sempre più riferimento a imprese non sane come le zombie.

Un altro approfondimento sulla questione zombie lending degno di nota è quello portato avanti da Dan Andrews e Filippos Petroulakis (2017). Esso si fonda sulla definizione generale per cui un'impresa zombie sia quella particolare impresa che sicuramente uscirebbe o sarebbe costretta a ristrutturarsi in un mercato competitivo, che pesa sulla produttività media e che affolla e satura il mercato, le sue opportunità e le sue risorse a discapito delle imprese più in salute. I due studiosi si sono allineati anche all'ipotesi riguardante l'incentivo, da parte del settore bancario in crisi in molti Paesi, allo zombie lending da parte delle banche, avendo queste ultime scarsi incentivi a risolvere le problematiche relativi ai propri NPL, quindi nel realizzare perdite nei propri bilanci a causa dell'insolvenza delle imprese insolventi. Analogamente a quanto evidenziato nel lavoro di Storz e co., anche Andrews e Petroulakis hanno definito nella loro analisi degli indicatori utili a definire la variabile relativa alla salute di un istituto creditizio, come l'equity tangibile, i ricavi netti, la % di NPL, il ROA, la rischiosità degli assets e il maturity mismatch.

Andando ad analizzare un dataset comprendente 11 Paesi europei dal 2001 al 2014, lo studio si è concentrato sulla connessione tra le imprese zombie e salute bancaria e le risultanti conseguenze del rilevante ammontare di imprese zombie nell'industria. I risultati ottenuti da Andrews e Petroulakis hanno sottolineato l'evidente tendenza delle imprese zombie di essere sempre più connesse a banche deboli (figura 1.10), definite come quelle aventi una deviazione standard sotto la media della distribuzione stimata della salute degli intermediari bancari sul mercato. Quest'ultime hanno infatti dal 1,2% al 2,2% di probabilità in più, rispetto le banche più sane (quelle aventi una deviazione standard sopra la media della distribuzione stimata della salute degli intermediari bancari sul mercato), di legarsi alle zombie.

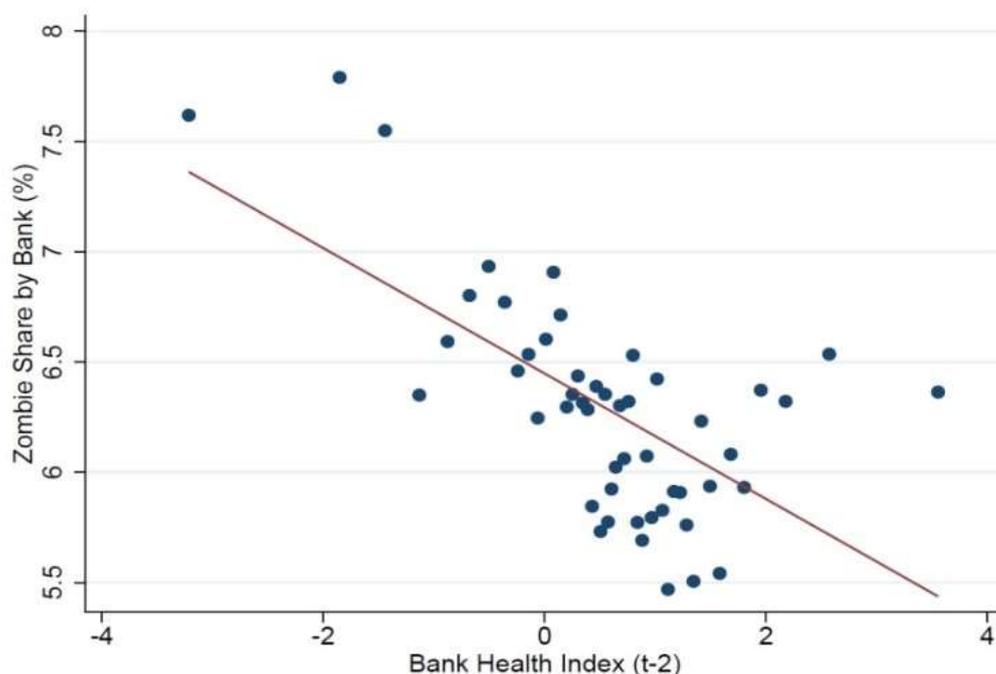


Figura 1.10 – Indice di connessione tra la quota media di imprese zombie e la salute delle banche.

Secondo i risultati dei due studiosi, la presenza non affatto indifferente delle zombie firms nell'economia ha portato a un peggioramento della salute del settore bancario, ha condotto al protrarsi sempre più di regimi d'insolvenza con conseguenti peggioramenti dei recovery rates per i creditori, della diminuzione degli NPLs e degli incentivi per la ristrutturazione corporate e bancaria rendendo piuttosto vano ogni altro sforzo. Inoltre, le strette relazioni zombie-banche deboli e il rilevante quantitativo di risorse detenute dalle zombie hanno incentivato il sorgere di difficoltà nell'accesso di risorse creditizie per le imprese solide e sane (figura 1.11) e nelle loro possibilità d'investimento, oltre che lo sviluppo di politiche di allocazione del capitale dannose e controverse (come già evidenziato negli studi della situazione economica giapponese).

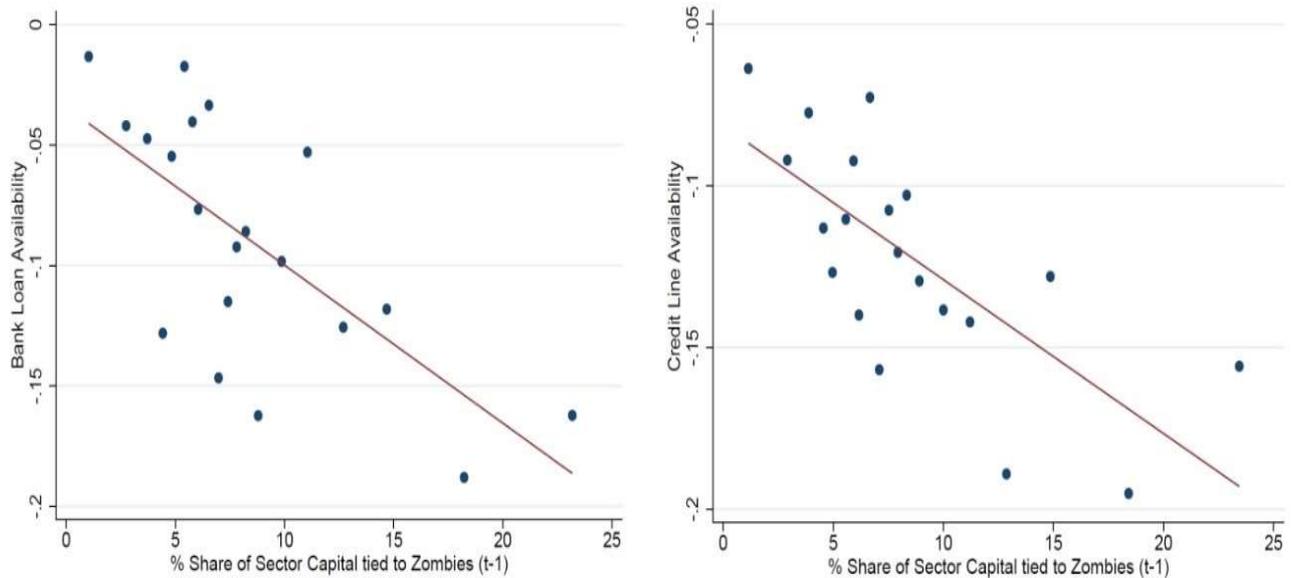


Figura 1.11 – Indice di connessione tra l’accesso per le imprese non zombie alle risorse creditizie e la percentuale di capitale trattenuta dalle zombie.

Infatti, il processo di riallocazione del capitale è più inefficace e meno produttivo in settori più esposti a una maggiore presenza di banche molto indebolite e si nota, grazie allo studio di Andrews e Petrolakis, come un incremento di un’unità della deviazione standard della variabile relativa alla salute bancaria porti a un aumento di 1,6% la misura che i due studiosi hanno definito per monitorare l’efficienza dell’allocazione del capitale, data dalla differenza in crescita del capitale tra imprese una deviazione standard sopra e sotto la media della produttività del settore considerato.

1.2.3 Analisi tra i paesi dell’OCSE

Un’ultima importante serie di approfondimenti sulla questione imprese zombie è firmata dal team formato da M.A. McGowan, D. Andrews e V. Millot (2017). Tutti i loro studi si sono concentrati nell’analizzare i Paesi aderenti e facenti parte dell’OCSE (Organizzazione per la cooperazione e lo sviluppo economico) e, in questo caso, sono riguardanti nello specifico, il rapporto e l’impatto tra lo zombie lending, le quota di imprese coinvolte e le performance in materia di produttività economica, di allocazione del capitale e di regimi d’insolvenza. Avendo la possibilità di analizzare l’enorme quantitativo di dati a disposizione a livello di singoli Paesi e di singolo mercato e/o industria nell’arco di un

decennio (2003-2013), questo pool di studiosi ha definito zombie quella particolare impresa, già presente sul mercato e con età di almeno dieci anni, non in grado di far fronte al pagamento dei propri interessi ripetutamente, quindi con interest coverage ratio minore di uno per almeno tre anni consecutivi.

Nonostante le caratteristiche attribuite da questi studiosi a un'impresa zombie, essa però detiene e continua detenere risorse creditizie sul mercato, come è possibile notare in figura 1.12, raffigurante trend crescenti di questo fenomeno per Paesi come Spagna, Italia, Korea del Sud e Svezia, con il picco più alto riscontrabile in Italia (19%) mentre quello più basso in Slovenia (5%).

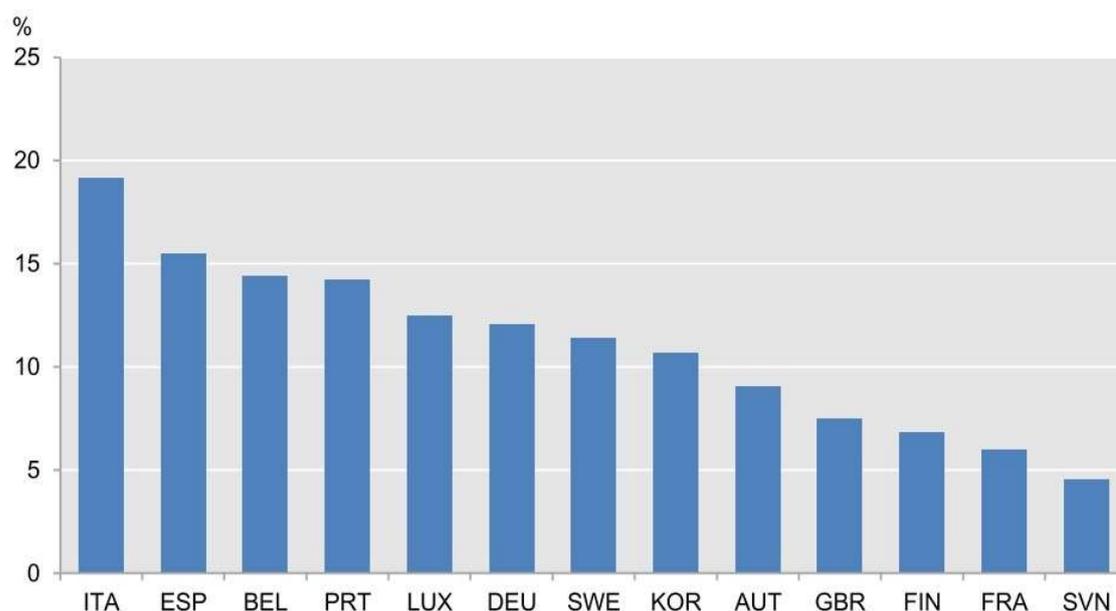


Figura 1.12 – Percentuale di capitale trattenuto dalle imprese zombie nel 2013 per tredici Paesi dell'OCSE.

Secondo questa definizione, un'impresa zombie mostra anche livelli di produttività della manodopera, definita come output lordo per singolo lavoratore, molto bassi e al contempo mette in seria difficoltà la crescita della produttività della manodopera delle altre imprese più solide (figura 1.13), la loro possibilità d'investimento e d'occupazione (bassi "job turnover") e la ristrutturazione del processo allocativo delle risorse sul mercato, favorendo l'esclusione e l'uscita delle imprese profittevoli e con buone possibilità di crescita dal mercato.

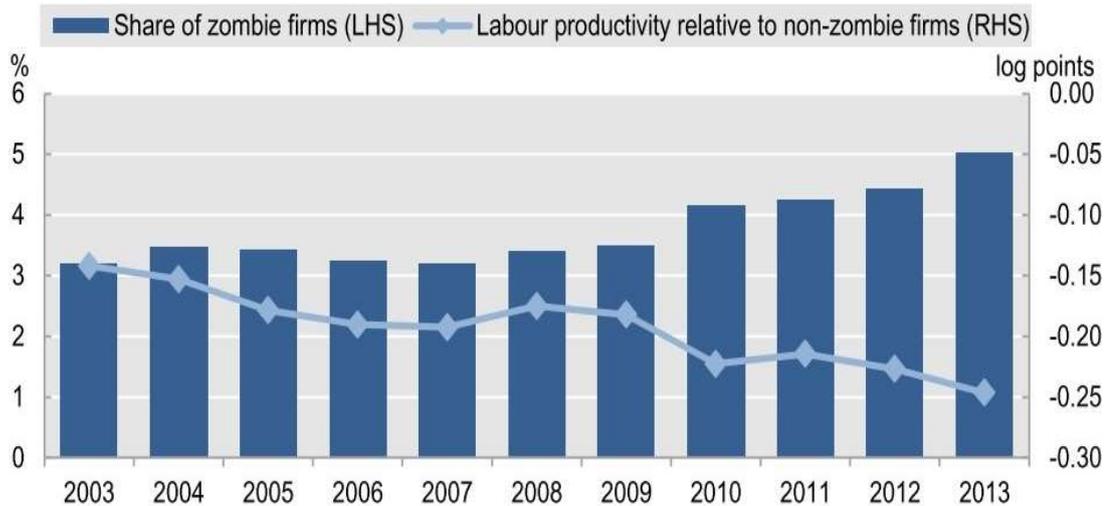


Figura 1.13 – Indice di connessione tra la produttività della manodopera delle imprese non zombie dei Paesi dell’OCSE e l’evoluzione della quota di imprese zombie nel decennio 2003-2013.

I risultati sulla percentuale di presenza delle imprese zombie, sul tasso di occupazione e sullo stock di capitale da loro detenuto in alcuni Paesi nell’OCSE durante diversi anni, sono riassunti in figura 1.14, dove è possibile notare come nel 2013 la più alta percentuale sia stata rilevata in Spagna (10%), mentre la più bassa in Francia (2%). Tra il 2010 e il 2013 questa percentuale non è molto cresciuta in Paesi come Slovenia e UK, mentre è incrementata in Belgio, Spagna, Italia, Korea del Sud, Finlandia e Svezia.

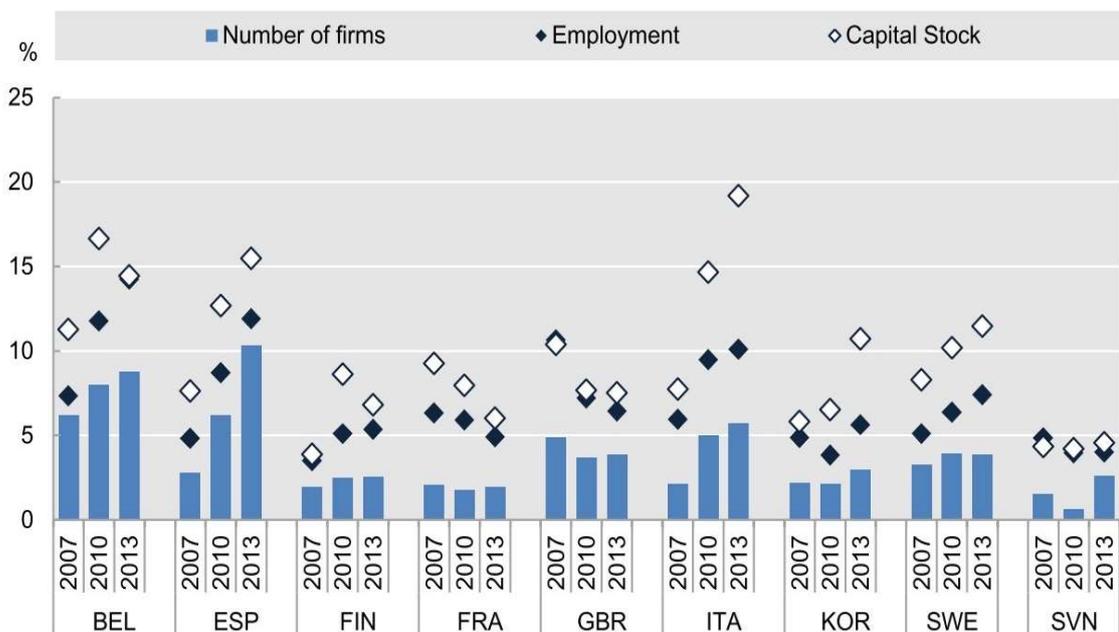


Figura 1.14 – Evoluzione della percentuale di imprese zombie a cavallo della crisi economica per nove Paesi OCSE.

Quindi per McGowan e co., la probabilità per un'impresa di essere classificata come zombie è più alta per imprese più anziane, specialmente per quelle sopra i 40 anni di età, con un elevato ammontare di impiegati (figura 1.15) e che ricevono crediti agevolativi dalle banche. Infatti, in linea con ciò che è stato evidenziato da Andrees e Petroulakis, le lacune delle policies di regolamentazione bancaria ha permesso il cosiddetto “Bank Forbearance” e l'incentivazione a relazioni creditizie perverse durature tra banche scarsamente capitalizzate e imprese molto deboli e indebitate.

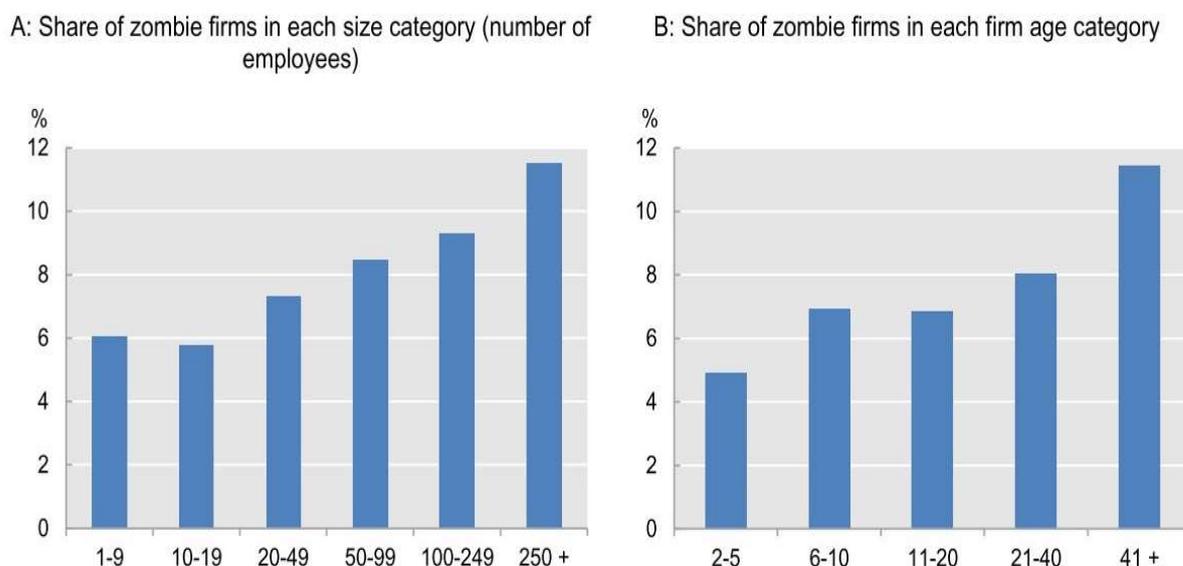


Figura 1.15 – Caratteristiche per cui un'impresa è più facilmente classificabile come zombie.

Si può dedurre un allineamento con le ipotesi avanzate dagli studi del team di Acharya, ovvero le imprese zombie sono una barriera e un problema per le imprese classificate come non zombie. A conferma di ciò, dagli studi del gruppo di McGowan si evince infatti come, se la percentuale di zombie nei Paesi considerati fosse rimasta stabile dal 2007, le imprese sane e non zombie avrebbero avuto, nel 2013, un 2% in più sul proprio business degli investimenti. Inoltre, questi studiosi hanno sottolineato come la congestione nell'economia dovuta alla rilevante presenza di imprese zombie, porti a un gap sempre più crescente della produttività multi fattore (produttività economica definita da vari fattori come il tasso d'investimento, di riutilizzo delle risorse finanziarie possedute e d'occupazione) media tra imprese zombie e non, in quanto i nuovi entranti sul mercato devono garantire una soglia di produttività molto alta per compensare alla scarsa profittabilità garantita dal mercato, sempre a causa della questione “zombiness”. Infatti, se la percentuale di congestione

dovuta alle zombie presenti in ogni settore fosse rimasta al valore minimo mai osservato, il livello di produttività multi fattore media nel 2013 sarebbe superiore, nel peggiore delle ipotesi, dello 0,5%. In più, si stima che se la quota di imprese zombie presenti nell'economia di ogni Paese fosse rimasta invariata rispetto i livelli misurati nel periodo precedente alla crisi finanziaria del 2007, ci sarebbe un effetto ovviamente positivo sull'allocazione ottimale del capitale tanto da misurare, per esempio, un aumento della produttività multi fattore aggregata intorno allo 0,7% in Italia e dell'1% circa in Spagna. Insomma, la continua sopravvivenza delle imprese zombie comporta un diretto abbassamento della produzione aggregata dovuto alla recessione dei livelli della produttività media delle singole industrie, ostacola la riallocazione ottimale delle risorse fra i vari settori e scoraggia l'entrata di imprese giovani con vantaggi comparati nell'innovazione e che metterebbero pressione alle imprese già presenti. Un ulteriore approfondimento basato su quest'ultima affermazione, ha condotto il team di McGowan a considerare come la barriera tecnologica di entrata in determinati mercati non funzioni più a dovere con la presenza della distorsione dovuta alle imprese zombie: imprese giovani e innovative adottanti le ultime tecnologie necessarie per entrare e rimanere sul mercato vengono tagliate fuori e di conseguenza per imprese deboli e relativamente anziane, come le zombie, non diventa più necessario doversi aggiornare adottando le ultime tecnologie per sopravvivere sul mercato.

2. Le imprese zombie in Italia

2.1 Metodi identificativi per la posizione italiana tra i Paesi dell'OCSE

La situazione finanziaria italiana dopo la “grande crisi”, non era delle migliori. L'economia e la crescita del Paese sono state duramente colpite dalla recessione registrata sui mercati e grazie a questo, sono state più evidenti molte problematiche e comportamenti anomali nell'economia, alcune di queste essendo state parte integrante della genesi della crisi, molte altre invece sono state osservabili essendo state delle conseguenze dirette della stessa, come il fenomeno delle imprese zombie.

Come già visto in precedenza, gli approfondimenti di riguardo sulla questione zombie firms redatti da V. Acharya e co. (analisi sui Paesi del GIIPS) e dal team di studiosi capitanato da Adalet McGowan (studio riguardante i Paesi dell'OCSE) hanno considerato

la situazione italiana relativa a questo fenomeno, evidenziandone la generale e non indifferente esposizione.

Andando a osservare più da vicino la posizione dell'Italia, grazie a delle indagini apposite, si possono confermare i risultati trovati dagli studi menzionati in precedenza.

I primi a dedicare un approfondimento in merito alle imprese zombie in Italia furono Giacomo Rodano ed Enrico Sette (2017). Essi si sono allineati con le considerazioni sulle imprese zombie, sulle conseguenze da esse portate nell'economia dei Paesi dell'OCSE illustrate da McGowan e co.: La crescente quota di imprese zombie e delle risorse da esse trattenute, incentivata dai regimi d'insolvenza, rallenta la crescita della produttività in tutti i Paesi dell'OCSE, favorisce un'eccessiva e inefficiente competizione nei mercati degli input e degli output sfavorendo le imprese sane e permette la riduzione delle risorse sul mercato (figura 2.1).

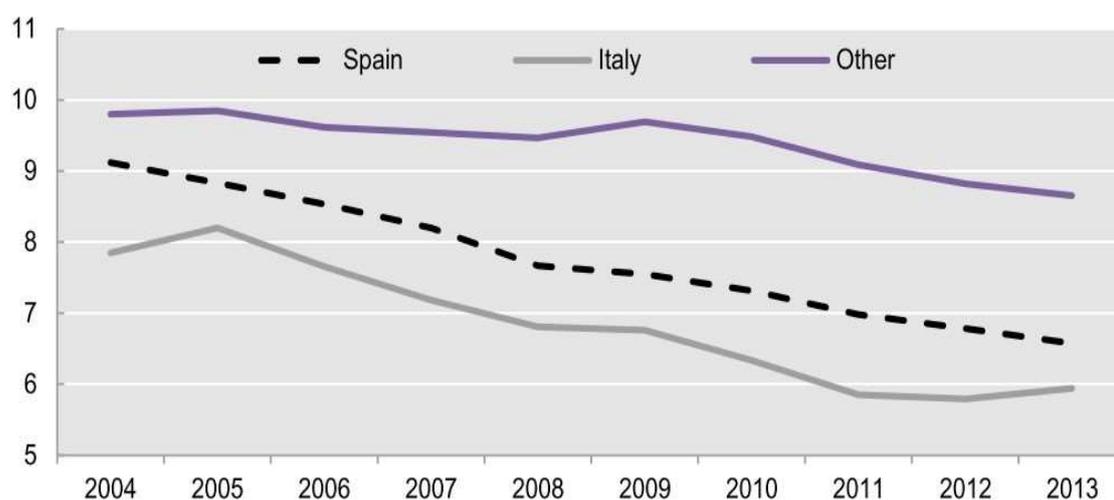


Figura 2.1 – Differenza nella percentuale di stock di capitale allocato tra imprese ad alta e bassa profittabilità per Italia, Spagna e altri Paesi.

Anche per quanto concerne i risultati riguardanti l'Italia, i due studiosi appoggiano le tesi evidenziate dal team di McGowan, secondo le quali, tra il 2007 e il 2013, le riserve di capitale detenute dalle imprese zombie in Italia sono passate dal 7% al 19%, almeno un quarto dell'attuale declino del business degli investimenti non residenziali privati è dovuto alle imprese zombie nel Bel Paese e se la quota di zombie non fosse aumentata rispetto i livelli pre-crisi, la produttività multi fattore aggregata italiana sarebbe più alta dello 0,7%. Inoltre, come evidenziato da McGowan e confermato da Rodano e Sette, implementare delle policies adatte all'abbassamento delle barriere di ristrutturazione per le imprese, per cui le più alte di livello si trovano in Italia, farebbe incrementare la riallocazione efficiente del capitale del 4% circa.

Il lavoro di Rodano e Sette si è concentrato nello studio e soprattutto nella valutazione dei criteri per l'identificazione di un'impresa come zombie. Generalmente, un'impresa zombie è tipicamente definibile come quella particolare impresa i cui profitti non sono sufficienti nel remunerare gli input, quindi con bassa profittabilità e persistenti difficoltà nel venire incontro ai propri interessi finanziari, tenuta in vita da linee di credito spesse agevolate. In sostanza un'impresa che in condizioni "normali", ovvero in assenza di particolari crisi sistematiche o recessioni, sarebbe uscita da un mercato competitivo.

La definizione avanzata dal team di McGowan e per l'indagine sui Paesi facenti parte dell'OCSE, classificava come zombie un'impresa che in un determinato anno t presenta:

- "Interest coverage ratio" (il rapporto tra profitti operativi, ovvero il margine restante dopo il pagamento dei salari e dei fattori produttivi intermedi, con gli interessi passivi) minore di uno per tre anni consecutivi (t , $t-1$, $t-2$). In questo caso i profitti operativi coincidono dal punto di vista del bilancio economico dell'impresa con i ricavi operativi presi al netto di deprezzamenti e ammortamenti del capitale, ovvero coincidono con l'EBIT (Earnings Before Interest and Taxes).
- L'impresa in questione deve avere dieci anni di vita o più. Questo criterio permette di evitare di classificare come zombie delle imprese giovani aventi profitti negativi nei primi anni della loro vita, spesso a causa degli investimenti.

Secondo l'approfondimento portato avanti da Rodano e Sette, è importante capire se, nella stima dell'interest coverage ratio relativo, fosse più corretto o meno calcolare i profitti operativi al lordo o al netto di deprezzamenti e di ammortamenti del capitale dell'impresa. Usando i profitti operativi al netto di deprezzamenti e ammortamenti (EBIT), come nel lavoro del team di McGowan, rispetto quelli calcolati al lordo di quest'ultimi (EBITDA), si ha il vantaggio di considerare sia i costi operativi sia quelli di sostituzione del capitale. Tuttavia, i due studiosi hanno sottolineato degli svantaggi nella definizione dell'interest coverage ratio mediante l'EBIT:

- i. Utilizzando l'EBIT in questa misurazione, si vanno a considerare gli ammortamenti, dipendenti a loro volta dalle politiche di tassazione su proprietà e sulle attrezzature aziendali, diverse da Paese in Paese e che cambiano nel tempo. Nel caso dell'Italia, diversi interventi di policy attuati durante la crisi hanno portato a delle variazioni nel book value degli investimenti delle imprese (diminuzione dell'ammontare aggregato degli investimenti delle imprese) e di conseguenza nel valore degli ammortamenti relativi negli anni a venire.

- ii. Il valore contabile dell'EBIT è naturalmente minore rispetto quello dell'EBITDA per imprese che hanno investito, e quindi ammortizzato, molto. Quindi il gap tra EBIT ed EBITDA può incrementarsi durante periodi prolungati di crisi e di compressione dei ricavi per le imprese.
- iii. L'EBITDA è un concetto economicamente vicino a quello relativo ai Cash Flow, questo vuol dire che a bilancio va considerato quando bisogna fare i conti con l'ammontare degli interessi passivi.

Quindi la considerazione dell'EBIT nella misurazione dell'interest coverage ratio ha delle controindicazioni e porta a dei conseguenti effetti nell'analisi dedicata al fenomeno delle imprese zombie. Infatti, Rodano e Sette sottolineano come il considerare l'EBIT o l'EBITDA porti ad avere sostanziali differenze nelle stime dell'incidenza delle imprese zombie nell'economia.

Come prima cosa, sia la misurazione EBIT-based dell'interest coverage ratio (ICR) sia quella EBITDA-based stimano che circa un terzo delle imprese zombie in Italia (un po' meno nei periodi di crisi) sono mantenute in vita in un certo anno e che dopo tre anni sono fuori dallo status di zombie. Ma secondo due studiosi, l'EBITDA-based ICR fan sì che si abbia una migliore predittività sulla possibile uscita di un'impresa dallo status di zombie.

Le stime ottenute dall'utilizzo dell'EBIT-based IRC evidenziano una persistenza delle imprese nello status di zombie, come risultato del fatto che un'impresa che ha investito tanto in un determinato anno avrà un maggior valore del deprezzamento e dell'ammortamento del capitale negli anni successivi.

Grazie a queste considerazioni, i due studiosi hanno avanzato una clusterizzazione delle imprese in quattro status:

- a) Zombie con entrambe le misurazioni dell'IRC ("sempre zombie"),
- b) Non zombie con entrambe le misurazioni dell'IRC ("mai zombie"),
- c) Zombie utilizzando l'EBIT-based IRC ma non zombie utilizzando quello EBITDA-based ("zombie solo con l'EBIT-based"),
- d) Uscite dal mercato (imprese in stato di cessazione e/o liquidazione).

In particolare, si nota anche come in termini di prestazioni future misurate dalla probabilità di uscire dal mercato e dai futuri investimenti, le "zombie solo con l'EBIT-based" risultino diverse e soprattutto migliori rispetto quelle classificate come "sempre zombie".

Inoltre, rispetto le “sempre zombie”, le imprese etichettate come “zombie solo con l’EBIT-based” hanno molte più probabilità di uscire dallo status di non zombie (figura 2.2).

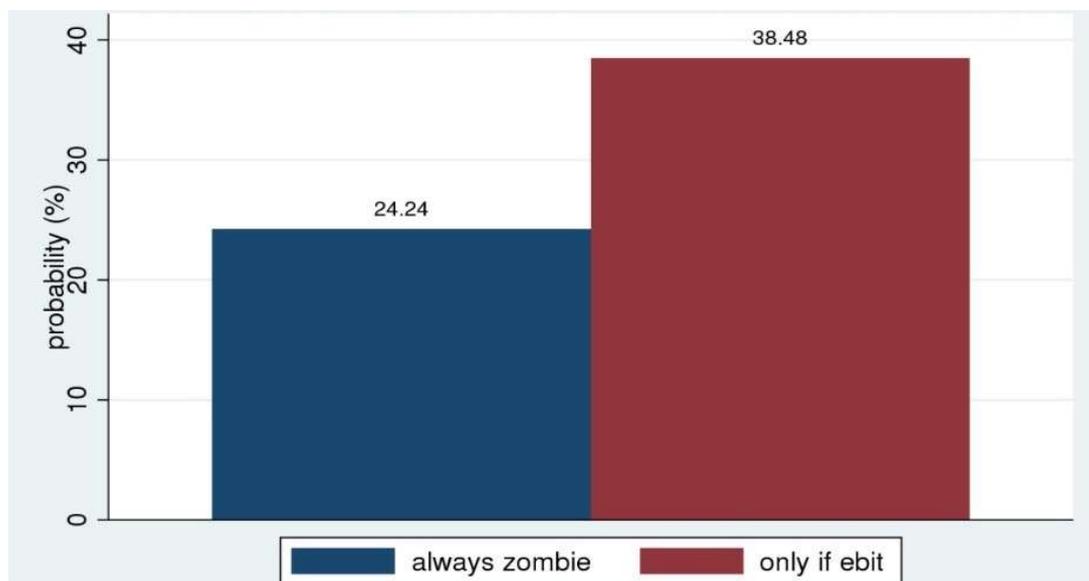


Figura 2.2 – Probabilità di ritorno allo status di non zombie in due anni da parte di un’impresa zombie.

Infine, la differenza tra interest coverage ratio calcolato con EBIT ed EBITDA impatta anche sulla considerazione quantitativa dell’ammontare degli ammortamenti e del deprezzamento del capitale da parte di un’impresa. Infatti, imprese che hanno investito di più hanno valori di ammortamento e deprezzamento del capitale più elevati, per cui, grandi investimenti produrranno grandi differenze tra EBIT ed EBITDA nell’arco temporale dei tre anni considerati dall’analisi. Per esempio, la media dell’ammontare dell’EBIT per le imprese considerate è intorno al 75% del relativo EBITDA in Italia. Nell’analisi fatta da McGowan valori praticamente analoghi sono stati trovati in Germania, mentre valori di percentuale più alti (intorno al 90%) sono stati riscontrati in Francia, Portogallo, Spagna e United Kingdom.

Dal lavoro di Rodano e Sette si evince come misurazioni dell’IRC basate sull’EBIT tendano a considerare nello status di zombie delle imprese che hanno affrontato grandi investimenti negli anni precedenti e questo, come sottolineato anche negli studi già osservati, non può essere una condizione necessaria e sufficiente per considerare un’azienda come zombie. Per di più, l’indagine sulla “zombiness” basata sul confronto tra IRC EBIT-based ed EBITDA-based prendendo in considerazione come parametri l’ammontare degli ammortamenti e del deprezzamento del capitale di un’impresa è difficile da implementare in maniera cross-country a causa delle diverse policies detenute dai vari Paesi.

I risultati ottenuti dall'indagine portata avanti tramite l'applicazione del criterio definito da McGowan applicato ai Paesi dell'OCSE evidenziano, per l'Italia, una quota percentuale di presenza zombie sul totale di imprese prese in considerazione che va dal 5,1% (EBITDA-based IRC) al 7,8% (EBIT-based IRC) come mostrato in figura 2.3, mentre per la stima della percentuale di capitale "sunk" alle zombie, si nota come essa passi dal 21,7% EBIT-based al 11,8% EBITDA-based (figura 2.4).

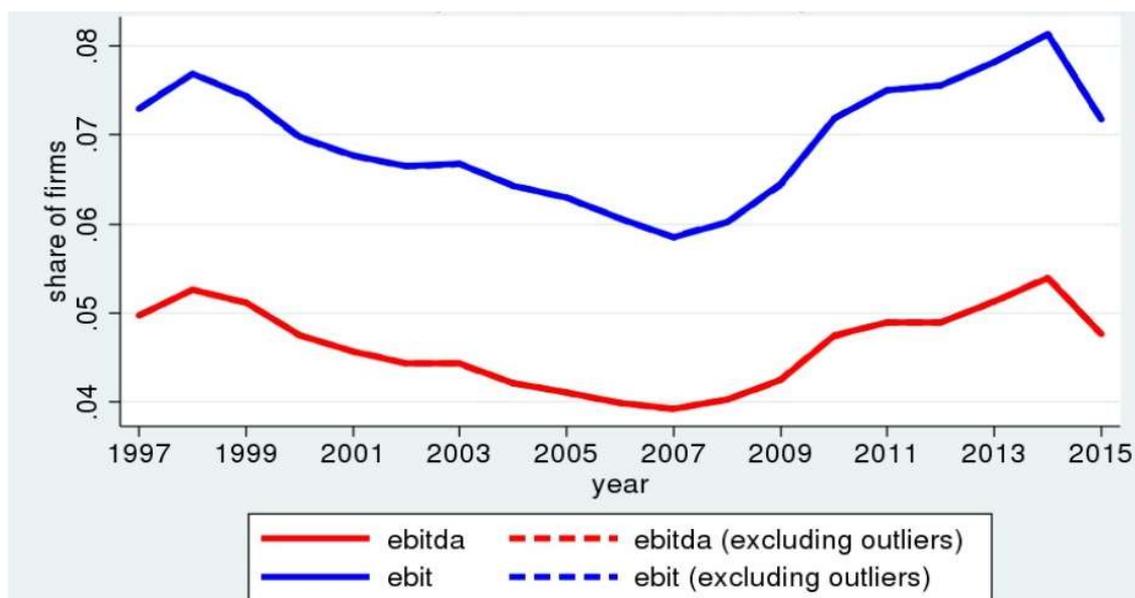


Figura 2.3 – Evoluzione temporale della percentuale di zombie sul totale delle imprese in Italia secondo i criteri EBITDA-based IRC ed EBIT-based IRC.

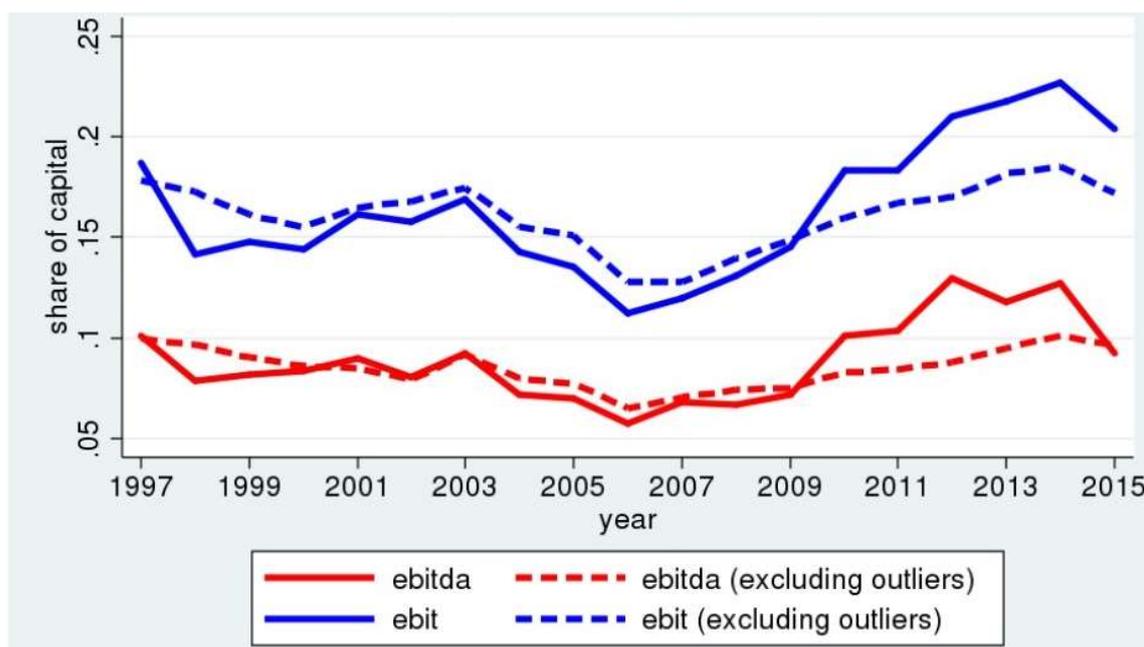


Figura 2.4 – Evoluzione temporale della percentuale di assets trattenuto dalle imprese zombie in Italia secondo i criteri EBITDA-based IRC ed EBIT-based IRC.

La valutazione portata avanti da Rodano e Sette ha coinvolto anche un altro criterio identificativo per le imprese zombie. Infatti, un'impresa può essere classificata come zombie in un dato anno t se fossero le seguenti condizioni

- Il Return On Assets (ROA), uguale al rapporto tra EBIT e il totale dell'attivo, è superiore al valore del "Prime Rate", cioè il tasso di massimo favore applicato dalle banche sulle operazioni d'impiego e prestiti a nuovo termine, stipulati quindi nello stesso anno, ai loro migliori clienti, quelli facenti parte del portafoglio clienti con migliore score creditizio (valori alti per lo Z-score).
- Il leverage è superiore rispetto il valore del leverage medio di imprese uscite dal mercato a causa di default o bancarotta prima del periodo di crisi.

Questa metodologia permette di combinare un indicatore di profittabilità con un indicatore di indebitamento in modo tale da legare i concetti di basso ritorno e alto rischio.

I risultati portati alla luce dall'applicazione di questo metodo mostrano, nel 2013, una percentuale di presenza di imprese zombie in Italia del 10,5% circa sul totale delle imprese analizzate e una quota di capitale sul mercato trattenuto da quest'ultime pari al 16,4%.

Infine, un esperimento proposto da Rodano e Sette è stato quello di analizzare le imprese italiane combinando l'indicatore di leverage con l'interest coverage ratio considerato sia EBIT-based che EBITDA-based (entrambi necessariamente minori di uno per tre anni consecutivi affinché vi si riscontri "zombiness") come già fatto in precedenza da McGowan e co. I risultati ottenuti sottolineano, sempre per l'Italia, una percentuale di presenza zombie sul mercato in un range che va dal 5,4% (EBITDA-based) al 7,2% (EBIT-based), mentre per quanto riguarda la quota di capitale "sunk" dalle imprese zombie si ottengono stime tra il 6,3% (EBITDA-based) e il 9,8% (EBIT-based).

In conclusione, si nota come i risultati ottenuti dalle varie metodologie confermino le considerazioni riguardanti le differenze tra le stime basate su un calcolo dell'interest coverage ratio e di relativi profitti operativi tramite l'EBIT e l'EBITDA e si possono riassumere i vari risultati per l'Italia specificati dai vari criteri di analisi in un 7-8% di imprese classificate come zombie sul totale considerato e un 10% circa in termini di capitale allocato a queste ultime.

2.2 Il rapporto solidità bancaria-zombie lending nella Penisola

Un altro aspetto molto importante da analizzare risiede nello studio dell'estensione e delle conseguenze che hanno avuto le politiche di cattiva allocazione delle risorse creditizie dovute alla crisi finanziaria dell'Eurozona nel panorama italiano delle imprese zombie e alle dinamiche a esse relative, soprattutto quali caratteristiche delle banche e dei rapporti con le imprese in difficoltà hanno incentivato di più lo zombie lending e qual è il costo di questo fenomeno in termini di attività economica persa e cattiva allocazione di risorse. Tutto ciò è stato indagato approfonditamente da Fabiano Schivardi, Enrico Sette e Guido Tabellini (2017). Effettivamente, essi concordano con il team di McGowan e con quello capitanato da Acharya sul fatto che all'Italia, rispettivamente sia tra i Paesi dell'OCSE che del GIIPS, appartenga uno degli scenari più in difficoltà post crisi finanziaria, con una duratura recessione in cui il prodotto interno lordo (GDP) ha subito un calo cumulato di quasi il 10%, un incremento fino al 16% a fine 2013 degli NPL del settore bancario e una prolungata contrazione del credito concesso dalle banche. L'Italia non ha neppure fatto iniezioni di capitale nei fondi pubblici per ricapitalizzare il sistema bancario e quest'ultimo non si è prodigato a creare le cosiddette "Bad Bank": degli enti ausiliari appositi istituiti dalle banche in difficoltà per smaltire ingenti quantità di crediti deteriorati, quindi uno strumento che permette alla banche di "sdoppiarsi", cedendo alla nuova realtà creata parte del proprio portafoglio di credito e depurandosi così da crediti anomali, tossici e difficilmente esigibili. Le banche italiane sono allora rimaste sottocapitalizzate, piene di crediti deteriorati e hanno incontrato e continuano tutt'oggi a incontrare parecchie problematiche nell'adempiere ai requisiti di capitale imposti dai regolatori come conseguenza della crisi.

Schivardi e co., hanno analizzato un dataset di imprese italiane dal 2004 al 2013 secondo varie categorie, da quelle legate solamente alle banche popolari operanti in determinate aree geografiche a quelle (la maggior parte) aventi varie linee di credito di entità non indifferente con diversi istituti. Essi hanno evidenziato come le banche sottocapitalizzate sono molto più propense allo zombie lending rispetto le banche più solide durante la crisi finanziaria, in accordo con i lavori di Andrews e Petroulakis e del team di Storz. In più, sulla stessa onda di Acharya e co., del gruppo di R.Caballero e del gruppo di studiosi capitanato da Adalet McGowan, Schivardi, Sette e Tabellini hanno confutato come le tendenze delle banche in difficoltà allo zombie lending portino a una distorsione del rate di sopravvivenza e di uscita dal mercato delle imprese, in quanto, così facendo, le zombie

hanno più probabilità di sopravvivere mentre quelle sane e solide di andare in bancarotta. Tuttavia, sulla stessa linea di Storz e co. e in contrasto con il team di Acharya, i risultati dei due studiosi non hanno sottolineato un'evidente relazione causale diretta tra la sottocapitalizzazione bancaria e il decremento del tasso di crescita delle imprese sane sul mercato.

Ma cosa sono per Schivardi e co. le imprese zombie? Un'impresa zombie è, nella definizione più generale del termine, quella particolare impresa altamente indebitata, il cui ritorno marginale atteso del capitale è sistematicamente inferiore al costo del capitale, aggiustato per il rischio, appartenente alle imprese più sane sul mercato. Conseguenzialmente, un'impresa zombie possiede un elevato rischio di default, sulla carta. Questi studiosi hanno avanzato varie definizioni, tutte implementate e testate nel lavoro da loro redatto. In particolare, la principale classificazione di zombie firm equivale al soddisfacimento, da parte di una determinata impresa nell'anno t , di due criteri basati rispettivamente su un indicatore di profittabilità, il ROA e uno misurante il rischio di default dovuto all'indebitamento, il leverage:

- 1) $ROA < PRIME$ in t
- 2) $Leverage > L = 40\%$

Il ROA in questione è calcolato come il rapporto tra la media mobile dell'EBITDA in tre anni consecutivi e il totale degli assets. Esso è poi messo a confronto con una misura del costo del capitale dei migliori clienti del portafoglio bancario chiamata PRIME. Nello specifico, il PRIME è calcolato come la media del tasso d'interesse in tre anni delle linee di credito dei creditori più sicuri, con rate qualitativo più alto e con z-score di maggior valutazione (più vicino all'unità). Il Leverage come misura del rischio di default a causa dell'eccessivo livello di indebitamento dell'impresa in questione è ottenuto dal rapporto tra il totale dei debiti finanziari esclusi i debiti verso gli shareholders e il totale degli assets. Il gruppo di studiosi guidato da Schivardi ha specificato che per determinare e definire un valore limite per cui il leverage sia troppo elevato e troppo significativo come indicatore di rischio default, sia stata presa in considerazione la distribuzione di questo indicatore nel 2005 per imprese uscite poi dal mercato tra il 2006 e il 2007, che nel biennio 2004-2005 hanno registrato un $ROA < PRIME$ almeno una volta. La soglia di Leverage indicata come L è quindi il valore medio di questa distribuzione. C'è da puntualizzare come dall'analisi di questi studiosi, la percentuale di presenza di zombie sul mercato non sia molto sensibile

alla soglia di Leverage imposta, infatti non c'è davvero poca variazione nella quota di zombie se si impone il 40% o il 60% del totale del Leverage come soglia.

Un'ulteriore metodologia proposta da Schivardi, Sette e Tabellini classifica un'impresa come zombie se quest'ultima soddisfa le seguenti condizioni:

- 1) $RATIO < 1$
- 2) $Leverage > L$

L'indicatore di profittabilità chiamato RATIO è il rapporto tra la media mobile dell'EBITDA e la media mobile degli interessi passivi dell'impresa considerata nella finestra temporale di 3 anni. In questo caso la soglia di sicurezza L del Leverage dell'impresa presa in considerazione consiste nel valore medio della distribuzione del Leverage nell'anno 2005 del campione di imprese italiane poi uscite dal mercato tra il 2006 e il 2007, aventi nel biennio 2004-2005 un valore dell'indicatore $RATIO < 1$. Riguardo questa definizione, il valore limite L è più ampio rispetto l'analogo della definizione avanzata precedentemente.

Le due metodologie d'indagine per le imprese zombie si sovrappongono significativamente nei risultati, ma si nota come la seconda sia più stringente della prima. Secondo la prima metodologia, circa il 18% delle imprese del campione analizzato risultano classificate come zombie mentre per la seconda circa il 10%. Vi è solo uno 0,2% di imprese che risultano zombie secondo la seconda definizione e non zombie per la prima e l'opposto accade nel 7,1% dei casi. Per Schivardi e co. il metodo di analisi di riferimento è quello citato per primo, in quanto è basata sulla nozione economica di cattiva allocazione del credito, ossia il basso ritorno del capitale di un'impresa, ma la seconda metodologia è molto importante per testare la robustezza dei risultati trovati.

Il lavoro di Schivardi, Sette e Tabellini si è anche e soprattutto concentrato nello studio delle caratteristiche di quelli che sono i maggiori finanziatori e incentivatori delle imprese zombie: Gli istituti bancari sottocapitalizzati e in difficoltà. Questa problematica è molto presente in Italia, alimentata dalla grande crisi e dalle sue conseguenze. In confronto alle altre banche più solide, questi studiosi hanno confermato come, soprattutto a partire dal 2008, le banche sottocapitalizzate siano coinvolte maggiormente nel fenomeno zombie lending e provvedano a far crescere del 2% ogni anno il credito concesso alle zombie (figura 2.5).

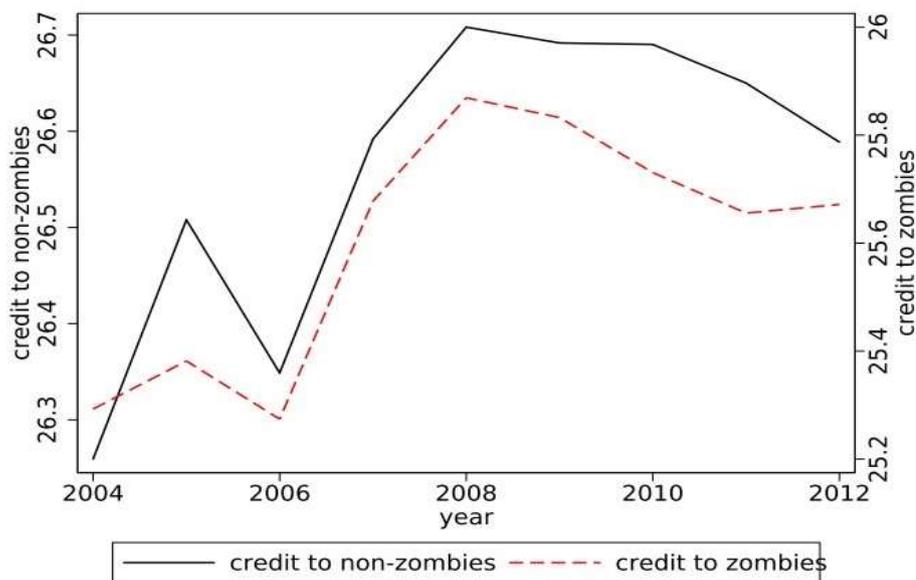


Figura 2.5 – Risorse creditizie estese alle zombie in confronto alle non zombie, in Italia.

Affinché una banca possa essere definita ben capitalizzata e solida, Schivardi e co. hanno proposto un criterio facente capo a due condizioni e altrettanti indicatori di solidità e di “capital requirement” basati sui dettami del terzo accordo con il comitato internazionale di regolamentazione e cooperazione bancaria di Basilea:

- 1) Regulatory Capital Ratio = $\frac{\text{Tier 1+T 2}}{\text{Impieghi ponderati per il rischio}} \geq 8\%$
- 2) Tier 1 Capital Ratio = $\frac{\text{Tier 1}}{\text{Impieghi ponderati per il rischio}} \geq 7\%$

Nel sample analizzato dal team di Schivardi, il valore medio, stabile nel tempo, del Regulatory Capital Ratio è di circa l’11%. Ma per comprendere il significato di questi due indicatori, è importante approfondire la struttura capitalistica degli istituti bancari. Infatti, il “Tier 1 Capital” anche identificato con il “Core Tier 1” (quest’ultimo a cui in realtà si attribuisce circa l’85% del Tier 1), costituisce la componente primaria del capitale di una banca, il patrimonio di base di protezione e assorbimento delle perdite e di qualità primaria, per cui, affinché venga salvaguardato, non può inferiore al 15% del capitale totale. Esso include il capitale versato dagli azionisti, azioni ordinarie e privilegiate, le riserve (comprese quelle relative al sovrapprezzo delle azioni) e gli utili non distribuiti, mentre non comprende azioni proprie, avviamento, immobilizzazioni immateriali, perdite

derivanti dai vari esercizi (compreso quello in corso), rettifiche di valore operante sul Trading Book (portafoglio di negoziazione). Secondo Basilea III, il capital Tier 1 è soggetto a deduzioni molto prudentziali di elementi come le azioni proprie, le imposte anticipate, il patrimonio di pertinenza di terzi, di partecipazioni non consolidate, avviamenti e altri intangibili, ovvero elementi non considerabili come assets propri. Inoltre, sempre per Basilea III, il capital Tier 1 è esposto a quotazione solo fino a una certa soglia di sicurezza e sono considerati all'interno del Tier 1 Capital, ma in via sempre più ridotta nel tempo, i cosiddetti "strumenti innovativi del capitale", ovvero quegli strumenti finanziari particolari di "quasi-equity", cioè posti nella zona di confine tra equity e debito, che, in caso di necessità, interrompono la distribuzione delle cedole per andare a rimpinguare il capitale della banca.

Il Tier Capital 2 consiste invece nel patrimonio supplementare bancario. Esso include voci come riserve di valutazioni e rivalutazioni, strumenti innovativi del capitale e ibridi, obbligazioni di durata ultradecennale utilizzati per coprire perdite derivanti dalle operatività (Upper Tier 2) e obbligazioni della durata di oltre un quinquennio (Lower Tier 2). Un ulteriore substrato di capitale è denominato Tier 3 capital e ingloba elementi come prestiti subordinati di terzo livello e altri vari strumenti di capitale non riconducibili ai Tier 1 e 2, per esempio obbligazioni di durata almeno pari ai due anni, non utilizzabili per coprire perdite derivanti dall'operatività dell'ente ma riescono a intervenire nel caso di riduzione del patrimonio netto contabile sotto i limiti della legge. C'è da precisare che, con l'introduzione di Basilea III, questo ulteriore strato di capitale cessa di esistere.

È importante sottolineare come per l'indicatore Tier 1 Capital Ratio sia stata imposta un requisito di sicurezza da Basilea III: entro il 2013, il Core Tier 1 deve raggiungere il 4,5% del RWA (Risk Weighted Assets) e per un'altra quota, pari al 2,5% del RWA, da un ulteriore cuscinetto di capitale con funzione anti crisi detto "Capital Conservation Buffer". Quest'ultimo, più precisamente, consiste in un accantonamento obbligatorio che viene fatto dalle banche in periodi positivi del ciclo economico, ovvero quando le banche hanno crediti performanti e non hanno bisogno di capitale. Esso, infatti, interviene quando ci sono problemi di "prociclicità" del credito, ovvero quando, in un determinato periodo di flessione del ciclo economico, ci si ritrova a dover fronteggiare molti crediti bancari di bassa qualità e vi è necessità di capitale. Le banche, con l'avvicinarsi di questi periodi negativi, attuano una politica di razionamento del credito e adottano sempre più una certa severità crescente nella concessione dei prestiti, mettendo in difficoltà le imprese e tutta l'economia. In aggiunta, è introdotto un "Countercyclical buffer", quotato fino al 2,5% del

RWA. Si tratta di un accumulo di natura nazionale, discrezionale e facoltativo, fatto dalle banche su suggerimento degli organi nazionali di vigilanza. È costituito in fase di surriscaldamento del ciclo creditizio e per essere utilizzato in periodo di crisi. È possibile muovere una critica nei confronti di questa tipologia di buffer, in quanto consiste in una metrica macroeconomica applicata a tutto il sistema bancario, quindi applicata anche a banche che non hanno accumulato rischi creditizi in periodo di surriscaldamento del mercato. Per cui non risulterebbe giusto applicare questa politica a tutte le banche, in quanto alcune di esse potrebbero risultarne inficiate.

Dall'analisi si nota come banche con Regulatory Capital Ratio molto bassi abbiano come clienti quasi solo imprese zombie e in difficoltà (figura 2.6). Ma via via che il valore di questo indicatore aumenta e supera il limite di sicurezza imposto, l'ammontare di legami con le imprese zombie si abbassa in modo sostanziale e non proporzionale, segnale che fa dedurre come non ci sia una relazione non lineare tra lo zombie lending e il Regulatory Capital Ratio.

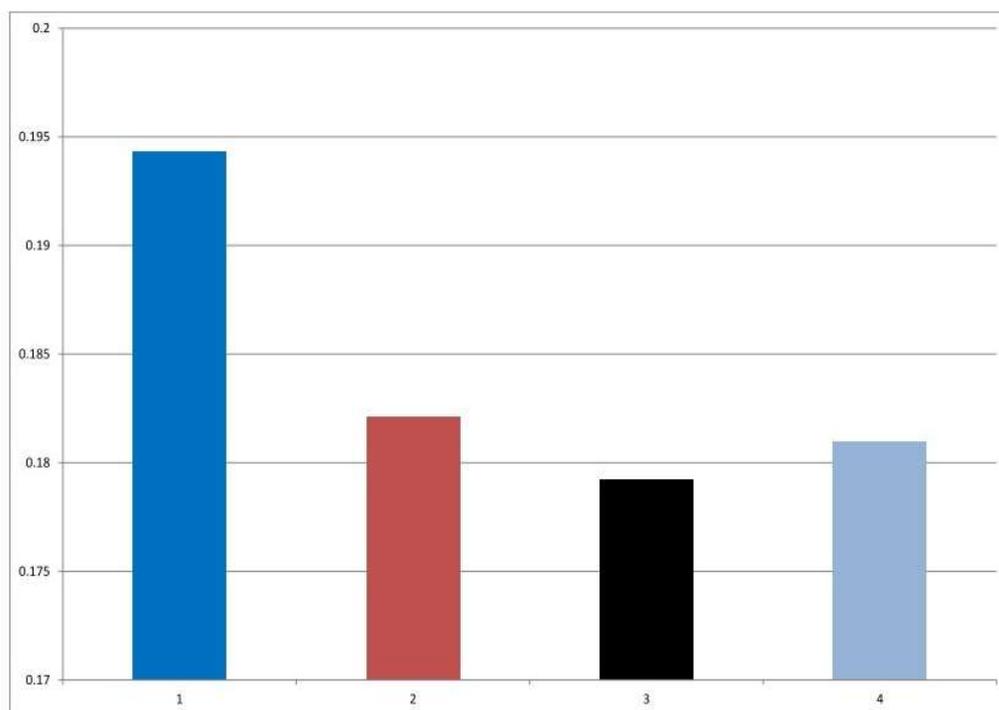


Figura 2.6 – Percentuale di legami con imprese zombie relative al Regulatory Capital Ratio bancari.

I risultati ottenuti nel lavoro di Schivardi, Sette e Tabellini evidenziano un generale aumento della percentuale di NPL in Italia, dal 5,8% registrati nel 2006 al 16% del 2013.

Si sottolinea un'evidente contrazione del credito bancario, che dal 2008 al 2013 è diminuito in media dell'8% ogni anno, facendo decrementare la probabilità di stipulare nuove relazioni creditizie tra banche e imprese sane dell'1,7% all'aumentare dei legami tra banche sottocapitalizzate e imprese zombie, e questo è l'unico effetto diretto notato da Schivardi e co. della difficoltà del settore bancario sulle performance delle imprese in salute sul mercato. Per quanto riguarda l'economia reale, esiste una tendenza inversamente proporzionale tra la crescita del Prodotto Interno Lordo (GDP) italiano e la presenza di imprese zombie sul mercato, per cui più c'è recessione più la quota di zombie aumenta (figura 2.7).

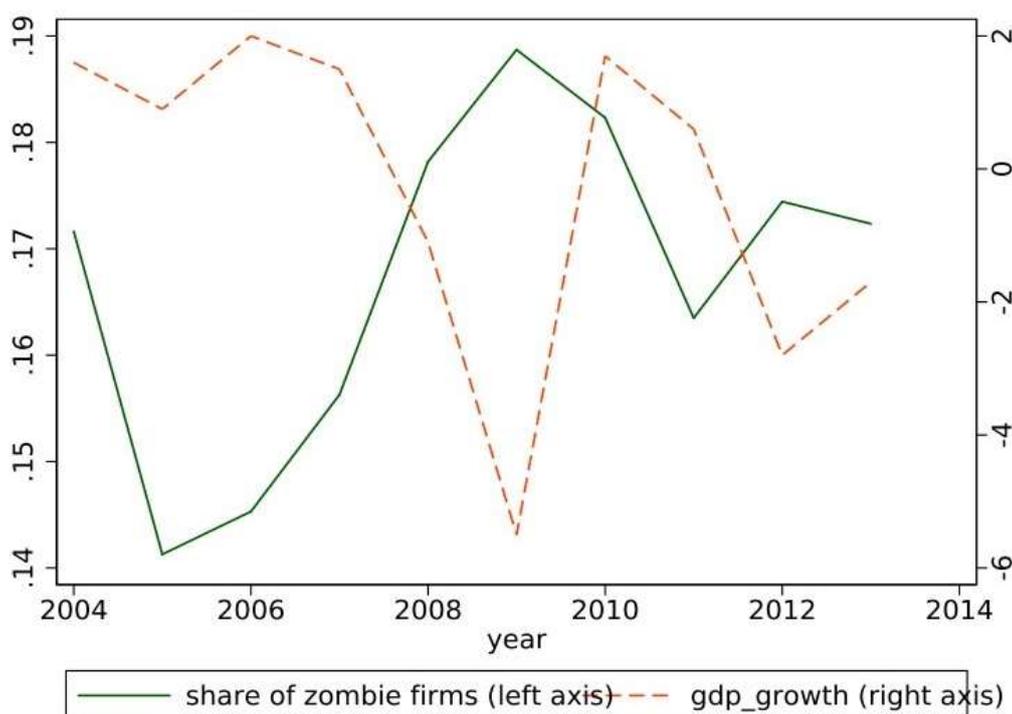


Figura 2.7 – Comparazione tra l'evoluzione della percentuale di imprese zombie nell'economia italiana e l'andamento della crescita del PIL (GDP).

Infatti, il contributo dato dalle imprese zombie alla cattiva allocazione del credito e alla distorsione dell'indice di sopravvivenza delle imprese sane sul mercato va dal 10% al 20%. Anche uno shock settoriale avverso, oltre a impattare negativamente sulle performance delle imprese, favorisce l'incremento delle imprese zombie. Inoltre, la crescente percentuale di sottocapitalizzazione tra le banche, in presenza di una grossa frazione di imprese zombie, è positivamente correlata alla dispersione del TFP (Total Factor Productivity) ovvero la parte di output eccedente gli input di lavoro e capitale che descrive

il grado di efficienza economica di un'impresa. Infine, dal lavoro di questi studiosi si può desumere come lo status classificativo di zombie per un'impresa sia molto persistente nel tempo (un'azienda zombie in t ha il 72% di probabilità di rimanere tale in $t+1$), come il rate di crescita medio dei ricavi (ponderato per gli assets dell'impresa in questione) sia molto più lento per le imprese zombie (-3,53%) rispetto le non zombie (1,7%) e come la percentuale di imprese uscite dal mercato per default e bancarotta sia maggiore per le zombie (12,8%) e minore per non zombie (3,3%).

3. Il settore tessile italiano

3.1 Scenario post-crisi

Da sempre il settore tessile italiano, in particolare nell'ambito abbigliamento/moda, rappresenta nel mondo un punto di riferimento per l'alto standard qualitativo e il design dei propri prodotti. Quest'ultimo riveste un ruolo strategico sia per l'industria che per il made in Italy in generale, con un peso sulla numerosità totale delle attività manifatturiere del 7,9%. Il settore tradizionalmente genera un surplus della bilancia commerciale secondo soltanto a quello della meccanica. Il sistema deve la sua competitività a livello internazionale agli investimenti in innovazione, alla ricerca e sviluppo del prodotto, alla tradizione del gusto produttivo, al "know how" e alla sinergica collaborazione fra le diverse fasi della filiera sino all'integrazione con il retail. L'offerta del Made in Italy si colloca sulla fascia alta di prodotto e si rivolge sia ai tradizionali mercati di sbocco di Europa, Russia, Stati Uniti e Giappone, sia a nuove realtà emergenti: di particolare rilievo il ruolo giocato nella recente crescita delle esportazioni dai mercati asiatici, in particolare paesi dell'Asia e Cina, oltre ovviamente al Giappone. Su questi mercati un nutrito numero di aziende, generalmente medio-grandi, è riuscito a conseguire ottimi risultati grazie a un continuo processo di qualificazione del prodotto e a un posizionamento dell'offerta sui segmenti a maggior valore aggiunto, infatti l'Italia è il terzo esportatore mondiale nel settore tessile-abbigliamento dopo Cina e Germania. Su scala europea l'Italia si posiziona attualmente sul podio dei principali produttori e vanta ancora un'elevata specializzazione in tutte le fasi della filiera con solide radici sul territorio nazionale. A monte di questa operano oggi poco meno di 14 mila imprese tessili, per un valore della produzione

superiore ai 20 miliardi di euro. Numeri importanti ma significativamente inferiori a quelli del 2007. Rispetto al periodo pre-crisi, il settore tessile italiano riscontra, infatti, un gap negativo di circa 3.5 miliardi in termini di valore della produzione che si traduce in circa 4 mila imprese e 40 mila addetti in meno rispetto a 10 anni fa. Le profonde trasformazioni del tessile italiano sono comunque precedenti alla crisi del 2009 che ha sostanzialmente amplificato problemi preesistenti e tendenze già ben definite dalla fine degli anni '90. Lo spostamento del baricentro dell'industria mondiale della moda verso i paesi a basso costo del lavoro e i processi di delocalizzazione produttiva delle imprese a valle hanno sensibilmente accresciuto la complessità del modello di business che l'industria tessile italiana si è trovata ad affrontare nel corso degli anni. I mutamenti del contesto competitivo hanno penalizzato soprattutto i piccoli operatori che privi di posizioni dirette e di primo piano sul mercato, sono stati spiazzati dai processi di apertura delle filiere produttive. In particolare, le maggiori difficoltà sono state incontrate dalle imprese attive nella fascia qualitativa medio-bassa, più esposte alle crescenti pressioni competitive dei paesi emergenti legate ai processi di liberalizzazione del commercio mondiale. Al contrario, le imprese tessili "vincenti", sopravvissute alla ristrutturazione e ai cambiamenti sul mercato, hanno risposto alla maggiore complessità richiesta dal settore innalzando la qualità dell'offerta e accrescendo l'integrazione lungo la filiera, al fine di controllare meglio l'approvvigionamento delle materie prime (fattore importante anche per garantire la qualità delle lavorazioni) e di servire più efficacemente i clienti. Al contempo queste imprese hanno anche investito in misura significativa sull'innovazione e la razionalizzazione dei processi produttivi a stretto contatto con l'industria meccanotessile, un importante partner all'interno della filiera. L'innovazione di prodotto si è invece focalizzata sul miglioramento del contenuto qualitativo e le prestazioni tecniche dei tessuti e dei filati anche al fine di ampliarne le occasioni e le modalità di utilizzo. In quest'ottica, negli anni più recenti, l'avvento delle tecnologie 4.0 ha portato a uno sviluppo significativo del cosiddetto "E-Textile" che vede in prima linea anche diverse aziende italiane. Si tratta di tessuti "smart", ovvero intelligenti e interattivi, costituiti da un insieme di fibre tessili conduttive in grado di rilevare gli stimoli ambientali e interagire, via Bluetooth o wireless, con computer o smartphone. Ancora in fase di sperimentazione, questa tipologia di prodotti potrebbe avere sbocchi commerciali molto interessanti, ad esempio in ambito sportivo attraverso la realizzazione di magliette con all'interno inseriti determinati sensori utilizzate per il monitoraggio delle funzioni vitali. L'analisi del lavoro in questione si concentra su un approfondimento della qualità e dell'impatto della ristrutturazione avvenuta nel settore

tessile in questo decennio, in quanto se si dovesse riscontrare una forte presenza di imprese zombie, allora il processo di selezione, consistente nella fuoriuscita degli operatori più deboli e nel rafforzamento delle imprese in grado di adattare il modello di business al nuovo scenario, non è avvenuto correttamente ed efficientemente. Tuttavia, attraversati gli anni che hanno fatto riscontrare più difficoltà dal punto di vista economico, il settore tessile italiano, negli ultimi anni, può contare su una struttura produttiva più solida, fortemente internazionalizzata, con una quota del 46% di export sul totale del fatturato, e caratterizzata dalla presenza di un solido nucleo di imprese leader, in prima linea sul fronte dell'innovazione tecnologica. In particolare, il 2017 si è chiuso con una crescita del fatturato deflazionato superiore al 2% e un ROI (Return on Investment) che ha fatto registrare un picco del 7,4% (figura 3.1), che consiste nella performance migliore dell'ultimo decennio.

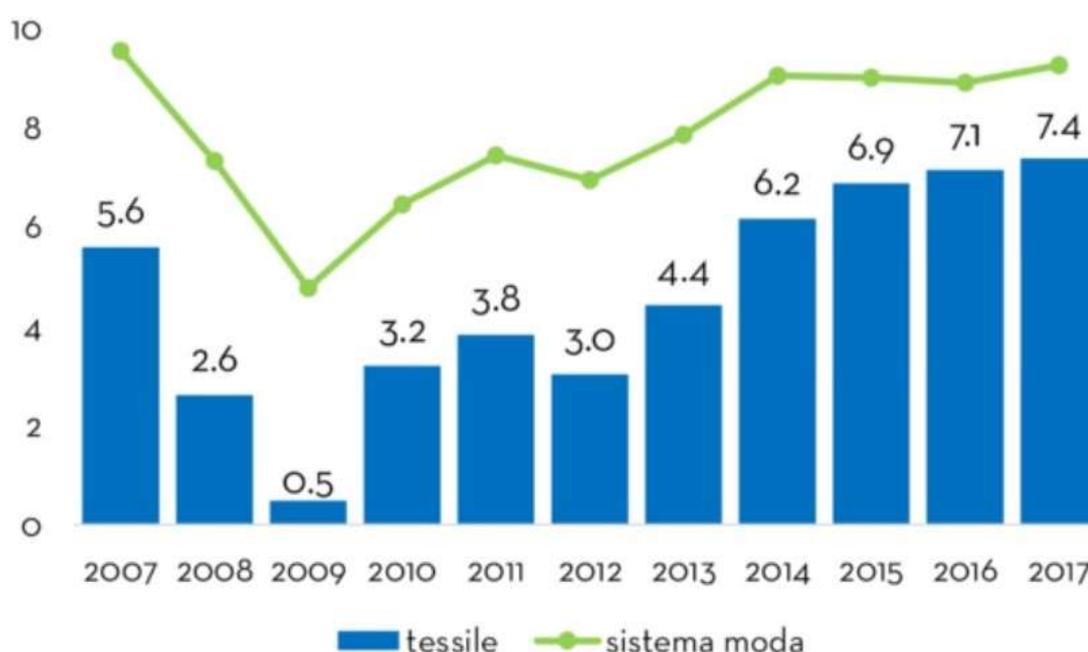


Figura 3.1 – Evoluzione del ROI del settore tessile italiano nel decennio 2007-2017

Oggi, il contesto organizzativo è fortemente caratterizzato dalla presenza d'impres individuali (42,7%) e di capitali (36,1%). Altra caratteristica particolarmente interessante è la dimensione: il 54,2% del totale, infatti, è composto da micro imprese, ossia realtà che impiegano meno di dieci dipendenti e hanno un fatturato annuale che non eccede i 2 milioni di euro. Inoltre, le manifatture, che in generale hanno una media dipendenti di circa

9,9 unità, si contraddistinguono per una moderata presenza femminile: quest'ultime, infatti, nel 67,5% dei casi sono meno della metà degli addetti. L'industria della manifattura tessile si compone di varie tipologie di lavorazione e produzione, le più diffuse tra le aziende sono: il finissaggio dei tessuti, degli articoli di vestiario e attività simili (18,9%), il confezionamento di biancheria da letto, da tavola e per l'arredamento (16,9%), la tessitura (14,9%), la preparazione e la filatura delle fibre tessili (12%), la fabbricazione di ricami (8,6%), la preparazione di articoli in materie tessili (7,5%) e la fabbricazione di tessuti a maglia (4,2%).

La geografia del settore tessile ripercorre la distribuzione dei distretti industriali che hanno contribuito a costruire le fortune dell'industria tessile italiana: Circa 4 aziende su 5 del settore si trovano nell'Italia centrale (30%) e settentrionale (34,2% nel Nord-Ovest e il 18,9% nel Nord-Est), dove un ruolo significativo è giocato da regioni come la Lombardia (24,7%), la Toscana (23,4%), il Veneto (8,9%), il Piemonte (8,4%) e l'Emilia-Romagna (8%).

3.2 Andamento recente e bilancio

L'industria italiana del tessile-moda (aggregato questo che esclude gli accessori, ma che attiene invece al tessile-abbigliamento in senso stretto) è un comparto produttivo di enorme importanza per l'economia del nostro Paese. Si sono stimate difatti cifre che raggiungono i 52,4 miliardi di produzione nel 2015, di circa 402.770 occupati e di un saldo della bilancia commerciale di più di 8,5 miliardi. Tuttavia, analizzando l'andamento del settore nella prima metà del secondo decennio degli anni 2000 (tabella 3.1), si nota come da una parte le cifre testimoniano che in questo ambito l'Italia rappresenta un'eccellenza mondiale, in crescita sia nella produzione sia nell'export, ma al contempo si sottolinea una diminuzione delle aziende operanti e una contrazione non indifferente nell'occupazione.

Tabella 3.1 – Risultati dell'industria italiana tessile-moda tra il 2010 e il 2015 (Valori in milioni di Euro).

	2010	2011	2012	2013	2014	2015
Fatturato	49 660	52 768	51 090	50 720	52 066	52 399
<i>Var. %</i>		6,3	-3,2	-0,7	2,7	0,6
Valore della Produzione	34 846	36 239	35 520	35 433	35 134	34 502
<i>Var. %</i>		4,0	-2,0	-0,2	-0,8	-1,8
Esportazioni	24 604	26 911	26 958	27 414	28 467	29 056
<i>Var. %</i>		9,4	0,2	1,7	3,8	2,1
Importazioni	18 566	20 342	18 126	17 868	19 299	20 344
<i>Var. %</i>		9,6	-10,9	-1,4	8,0	5,4
Saldo commerciale	6 039	6 569	8 832	9 545	9 168	8 712
<i>Var. %</i>		8,8	34,5	8,1	-3,9	-5,0
Consumo apparente	28 807	29 670	26 688	25 887	25 965	25 790
<i>Var. %</i>		3,0	-10,1	-3,0	0,3	-0,7
Aziende (no.)	53 085	51 873	50 039	48 589	47 619	47 079
<i>Var. %</i>		-2,3	-3,5	-2,9	-2,0	-1,1
Addetti (migliaia)	458,6	446,9	423,3	412,3	406,4	402,8
<i>Var. %</i>		-2,6	-5,3	-2,6	-1,4	-0,9
Indicatori strutturali (%)						
Export/Fatturato	49,5	51,0	52,8	54,0	54,7	55,5

La fine del quinquennio 2010-2015 presenta un fatturato moderatamente in crescita (+0,6%) rispetto allo stesso dato del 2014. Sono circa 330 milioni in più suddivisi tra il tessile (in crescita dello 0,4%) e abbigliamento-moda (che aumenta dello 0,8%), con non pochi comparti di cui si compone l'articolata filiera a livello nazionale che chiudono l'anno in perdita. L'export, cresciuto del +2,1% malgrado un forte calo nel terzo trimestre, passa a 29.056 milioni di euro, assicurando così un'incidenza del 55,5% sul fatturato totale. Il commercio in ambito comunitario ha evidenziato un aumento più vivace, pari al +2,5%, mentre quello extra UE è cresciuto mediamente del +1,6%. L'import si conferma in crescita nella misura non irrilevante del +5,4%; l'import di produzioni tessili assiste ad un incremento pari al +2,7%, mentre quello di capi finiti al +6,7%.

Dati negativi sono invece riscontrabili nel mercato domestico che, nel comparto tessile-abbigliamento interno (relativo dunque alle famiglie residenti) registra una nuova contrazione, pur minore rispetto agli anni più recenti, corrispondente al -2,0%. Il numero delle aziende mostra una contrazione media annua pari al -1,1% (ovvero corrispondente a 540 unità cessate), il che porta a stimare in 47.079 le imprese attive (industriali e non). Se invece ci soffermiamo sui numeri del lavoro, i lavoratori occupati scendono a 402.770 circa, facendo registrare una flessione dello -0,9%, cui corrisponde una perdita occupazionale di oltre 3.600 lavoratori.

In tempi più recenti, alla fine del 2018, il fatturato del Tessile-Moda è riuscito ad archiviare una crescita del +2,1% e il turnover settoriale, pertanto, è arrivato a 55,2 miliardi di euro, guadagnando oltre 1,13 miliardi rispetto al consuntivo 2017.

L'occupazione della manodopera del settore è tornata a contrarsi lievemente (-0,1%) rispetto le stime degli anni precedenti e a tale dinamica corrisponde una riduzione di oltre 500 posti di lavoro.

Per quanto concerne i dati relativi all'export del settore Tessile-Moda, si nota un rallentamento nella percentuale di crescita durante il 2018, che fa registrare un +2,8% medio annuo per le vendite estere del settore, sfiorando così i 31,5 miliardi di euro. La dinamica favorevole ha interessato sia l'export della zona a monte della filiera, pur in aumento solo del +1,1%, sia in modo particolare l'export della zona più a valle, che ha archiviato l'anno a +3,7%, in contrazione, dunque, rispetto al ritmo sperimentato nel 2017 (+4,5%). Dal punto di vista geografico, nel 2018 l'export diretto nella UE presenta una battuta d'arresto nella misura del -0,1% rispetto l'anno precedente, mentre quello destinato alle aree extra-UE si muove su un tasso ben più vigoroso pari al +6,4% (figura 3.2).

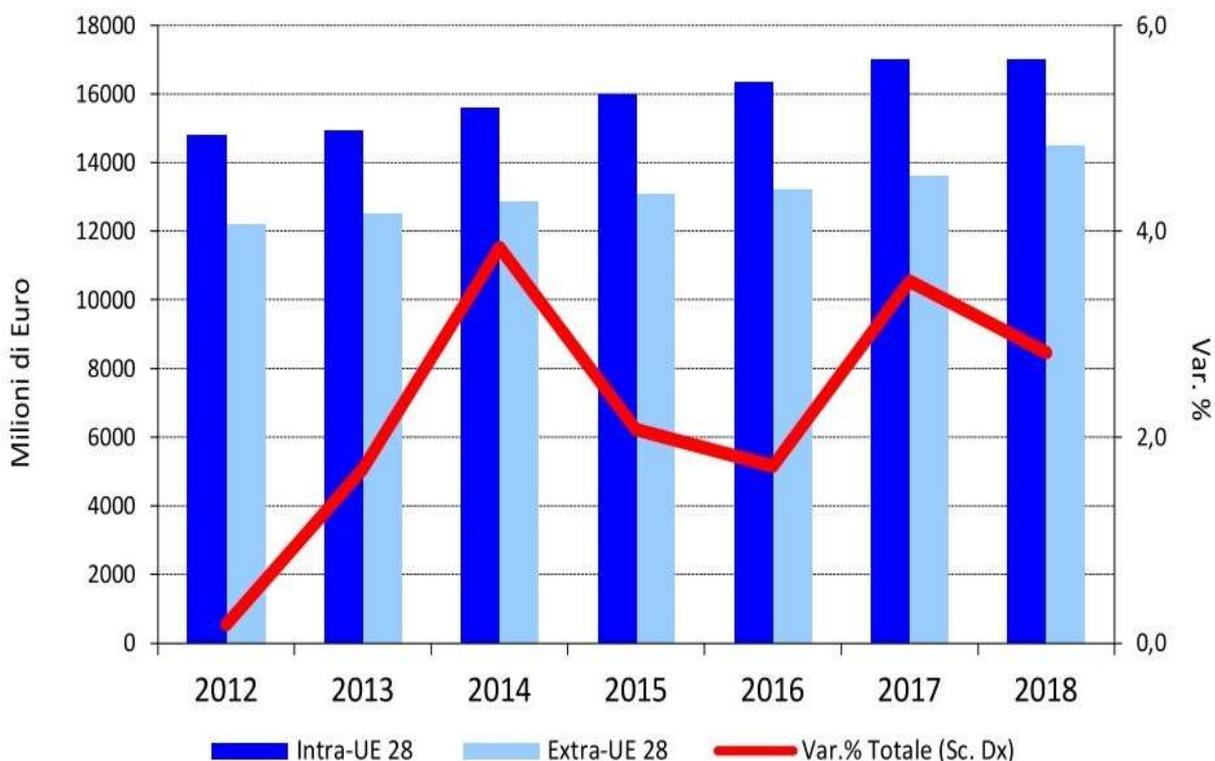


Figura 3.2 – Esportazioni del settore Tessile-Moda: confronto tra mercati UE ed Extra-UE tra il 2012 e il 2018.

In particolare, l'export verso gli Stati Uniti, quarto mercato e primo non-UE, archivia l'anno con un incremento pari al +3,1%. La Svizzera (principale perno per la successiva riesportazione in altri mercati) cresce ad alti ritmi (+14,8%), a testimonianza dell'apprezzamento ricevuto oltreconfine dalle produzioni italiane. Guardando all'Estremo Oriente, Hong Kong e Cina archiviano rispettivamente una dinamica del +2,1% e del +23,6%; se sommati, per un valore di quasi 3.035 milioni di euro. Il commercio verso il Giappone cambia passo rispetto al 2017 e registra un deciso aumento pari al +7,0 mentre l'export diretto in Corea del Sud sperimenta, invece, una variazione del +11,3%. Per quanto riguarda la Russia, dopo la ripresa del 2017 (+10,9%) frena al -0,4%, assestandosi su oltre un miliardo.

Con riferimento all'import, nel 2018 i prodotti di Tessile-Moda mostrano un aumento del +3,3%, passando complessivamente a poco meno di 21,7 miliardi di euro. In tal caso, il Tessile frena al -0,1%, mentre l'Abbigliamento-Moda cresce del +4,9%. Le importazioni relative all'area comunitaria presentano un aumento del 4,9%, mentre i flussi provenienti dalle aree extra-UE, in grado di assicurare il 55,2% del totale, segnano un +2,0%. Per i dati riguardanti i partner di approvvigionamento, anche nel 2018, come da ormai una decina di anni a questa parte, saldamente al primo posto, con uno share del 19,5% sul totale, resta la Cina, segnando un lieve +0,1% sui valori del 2017. Anche gli altri principali supplier risultano muoversi in maniera positiva; In particolare, in area UE, la Francia segna un aumento del +16,8%, la Germania del +2,6%, il Bangladesh del +1,6%, portandosi a oltre 1,3 miliardi di euro.

4. Il Rischio di Credito

4.1 Definizione del concetto

Dalla fine del ventesimo secolo, le problematiche nel mondo dell'economia sono cresciute in modo non indifferente, iniziando in modo più che rilevante con il ristagno dell'economia giapponese, citato nei capitoli precedenti, toccando l'apice con la grande crisi finanziaria che ha messo in ginocchio i principali mercati mondiali e culminando con la crisi dei bond sovrani dell'Europa. Il settore bancario è stato tra i più colpiti in tutti questi anni di crisi, dovendo affrontare moltissime difficoltà e uscendone fuori sempre in affanno e con molte ferite. Proprio per questo, i massimi organi internazionali hanno deciso di dover regolamentare e controllare rigorosamente il mercato finanziario e il settore bancario, attenzionando particolarmente i rischi annessi per prevenire l'insorgere di ulteriori periodi di crisi. La ristrutturazione del settore è avvenuta anche soprattutto grazie a una rinnovata e più cautelata gestione dei crediti bancari e delle politiche di credito, monitorando la composizione e il rischio dell'esposizione dei portafogli crediti e delle imprese clienti.

Il rischio di credito è un fenomeno di incertezza legato e correlato con lo sviluppo delle imprese zombie e dello zombie lending, in quanto i crediti concessi alle zombie sono crediti non performanti e ad alto rischio di default. Inoltre, un'impresa zombie è appunto una particolare tipologia di impresa che non riesce a mantenere e far fronte ai propri obblighi e impegni creditizi ma che è mantenuta perversamente e molto rischiosamente in vita e a un passo dal baratro del default dalle linee di credito che ha con le banche.

Si può definire rischio di credito possibilità che una variazione inattesa del merito di credito di una controparte, nei confronti della quale esiste un'esposizione, generi una corrispondente variazione inattesa del valore di mercato del credito.

La definizione data per il rischio di credito è strettamente collegata ad alcuni concetti molto impattanti in maniera causale: l'insolvenza della controparte e il deterioramento della "qualità" del credito. Infatti, il rischio di credito può essere identificato sia con l'insolvenza, netta ed estrema, della controparte, sia con il deterioramento della qualità del proprio portafoglio crediti, con la diminuzione del rating creditizio e con la conseguente perdita dovuta alla contrazione del prezzo dei bond creditizi in possesso.

Altri fattori molto impattanti e importanti per il rischio di credito, influenzanti soprattutto l'insolvenza della controparte, sono la poca trasparenza di quest'ultima nei bilanci aziendali, con perdite spesso nascoste e costi non dichiarati.

Inoltre, la scarsa disponibilità, da parte della controparte, di componenti dell'attivo del proprio bilancio, come la liquidità, utili e riserve da utili per coprire le perdite in caso di insolvenza e l'abbondanza di voci di indebitamento sono fattori che alimentano il fenomeno dell'insolvenza.

I fattori di rischio di credito, come appunto l'insolvenza, sono anche legati a misure descrittive come gli indicatori economici. Infatti, bassi valori per indicatori di redditività, di turnover dell'attivo o relativi alla crescita e alle dimensioni dell'impresa, sono strettamente relazionati con alti fattori di rischio del credito.

C'è anche da precisare come il rischio di credito si estenda non solo ai titoli e alle posizioni di finanziamenti concessi, ma anche alle posizioni fuori-bilancio, ovvero agli strumenti e contratti finanziari "Over-The-Counter" (OTC), ovvero non riconosciuti dai requisiti dei mercati regolamentati, chiamati derivati.

4.2 Tipologie Principali

I fenomeni citati nel paragrafo precedente, cioè l'insolvenza della controparte e il deterioramento del merito di credito, sono relazionati ognuno a una propria tipologia di rischio:

- l'insolvenza della controparte conduce al cosiddetto "rischio di default", ovvero al rischio di conseguire una perdita non indifferente dovuta all'insolvenza della controparte e alla non esigibilità del credito detenuto dall'intermediario creditizio. Secondo il rischio legato all'insolvenza e al default, la rilevazione di rischio di credito si baserebbe su una distribuzione binomiale, in quanto sono considerati solo due possibili eventi: "default" e "non-default".
- il deterioramento della qualità creditizia porta al cosiddetto "rischio di migrazione", ovvero le performance negative di un credito causano lo spostamento, la migrazione appunto, del rating attribuitogli da una determinata agenzia, da un livello più alto a uno più basso, con conseguente e annessa perdita di valore economico. In questo caso, la gestione del rischio di credito non si baserebbe più su una distribuzione binomiale, in quanto il rischio di deterioramento della qualità del credito si modella in maniera multinomiale, con una completa distribuzione, di probabilità di eventi, continua o discreta, di cui l'insolvenza è solo l'evento

estremo, mentre gli altri eventi rappresentano i diversi livelli di probabilità della realizzazione dell'evento estremo.

Inoltre, c'è da precisare come la variazione del merito del credito debba essere inattesa e imprevedibile a priori, in quanto, se fosse attesa, sarebbe incorporata al momento della concessione o del rinnovo del credito stesso e verrebbe così inclusa nel pricing del rischio. Una variazione inattesa implica che le aspettative formulate al momento della concessione del credito si rivelino errare, anche solo in parte, per errori di valutazione o/e per l'insorgere di nuovi eventi economici che possono influire sulla situazione della controparte.

I due concetti citati di insolvenza della controparte e deterioramento del rating creditizio, con i relativi rischi annessi, sono comunque strettamente relazionati tra loro, in quanto una diminuzione della qualità creditizia corrisponde a un aumento della probabilità di insolvenza della controparte e a un conseguente aumento dello spread, rispetto al tasso "risk-free" (tasso d'interesse certo, a cui non è associabile alcun rischio), detto "risk-premium", necessario a remunerare il premio per rischio di credito e che riflette la probabilità di default relativa al credito. Proprio all'incremento dello spread collegato a un aumento di una determinata probabilità di default, è associato il cosiddetto "rischio di spread", ovvero quel particolare tipo di rischio relativo a un aumento nel grado di avversione a rischio degli investitori sul mercato causante l'incremento dello spread richiesto per una data categoria di rating.

Un altro elemento da tenere assolutamente in considerazione nell'analisi del rischio di credito è l'esposizione creditizia o "exposure". Questa quantifica l'ammontare economico relativo a prestito o a una linea di credito o a tutti quegli strumenti e operazioni finanziarie non presenti e visibili all'interno del bilancio aziendale. Il rischio è relativo all'effettivo ammontare del prestito al momento dell'insolvenza, detto "exposure at default" (EAD), è il "rischio di esposizione". Questa tipologia di rischio è più tipica delle linee di credito a valore aleatorio, e si basa, anche in modo sensibile, sulla differenza tra l'EAD dal valore dell'esposizione corrente.

Altre tipologie di rischi collegate al rischio di credito sono:

- Rischio di recupero: si riferisce al rischio relativo al tasso di recupero o "recovery rate" di un dato credito. Esso è l'incertezza relativa all'ammontare che verrà

effettivamente recuperato dalla banca al termine delle procedure di contenzioso nei confronti dei debitori insolventi, che può risultare per errore minore della stima fatta inizialmente dei beni liquidabili o perché il processo di recupero si è rivelato più difficoltoso del previsto.

- **Rischio di sostituzione (o pre-regolamento):** indica il rischio che la controparte con cui un intermediario bancario possiede un contratto OTC, quindi un'operazione in derivati, diventi insolvente prima della scadenza pattuita di tale contratto. Se la controparte divenisse quindi insolvente, il contratto in essere verrebbe liquidato e la banca potrà sostituirlo con un altro a un nuovo prezzo e ad altre condizioni di mercato.
- **Rischio di Paese:** deriva dalla possibilità di perdita dovuta al non rispetto di impegni contrattuali tra due controparti a causa di eventi riconducibili ai propri Paese di residenza, di natura legislativa o politica. Quindi questa tipologia di rischio non dipende dalla solvenza del debitore. Esso è identificabile con il rischio politico sovrano (rischio di moratoria, rischio di non convertibilità, rischio di nazionalizzazione): per esempio, chi compra un Bond italiano paga uno spread aggiuntivo in quanto è molto rischioso perché, data la situazione del Paese, rischia di non poter pagare interamente al momento del rimborso.

4.3 Componenti fondamentali

Nella valutazione del rischio di credito, è fondamentale riuscire a stimare dei parametri che hanno la capacità e le proprietà di poter descrivere e quantificare le probabilità di incorrere in fenomeni di insolvenza e per quanto si è esposti a quest'ultima, le quota di perdita sicuramente persa in caso di default e ciò che invece si può riuscire a recuperare nonostante l'evento estremo.

- **Probabilità di Default (PD):** è la probabilità di insolvenza della controparte debitrice, quindi del verificarsi dell'evento estremo e incontrovertibile che coinvolge una linea di credito.
- **Exposure At Default (EAD):** come già accennato, è il valore medio dell'esposizione del prestito al momento dell'insolvenza

- Adjusted Exposure (AE): si tratta dell'esposizione posseduta in caso di insolvenza della controparte. Esso, in molti casi, è facile da determinare, per esempio nel caso di un mutuo, il cliente non ha alcuna discrezionalità circa il finanziamento e il piano di rimborso. In altri casi invece, vi è presente una componente aleatoria, per esempio nel fido c/c, quando la banca mette a disposizione del cliente una certa quantità di fondi, ma è il cliente che decide quando e quanto utilizzare. Infatti, le imprese in difficoltà, tendono a utilizzare al massimo i fidi ottenuti e spesso vanno in "sconfinamento", facendo incrementare il rischio di esposizione per la banca. L'Adjusted Exposure è quantificato come

$$AE = DP + (UP * UGD) = Drawn Portion + (Undrawn Portion * UGD) \\ = Quota Utilizzata + (Quota Inutilizzata * UGD)$$

con UGD = Usage Given Default, che rappresenta la percentuale della quota disponibile che si ritiene verrà utilizzata e che, secondo i dati statistici USA, è compresa tra il 40% e il 75%.

- Recovery Rate (RR): detto anche tasso di recupero, rappresenta il tasso di recupero del credito dopo l'insolvenza della controparte.
- Loss-Given Default (LGD): è il tasso o la percentuale della perdita attesa nel caso in cui si verifichi l'evento di default. Essa è valutata come la quota di esposizione che la banca non sarà più in grado di recuperare a default accaduto oppure come la percentuale opposta del Recovery Rate (1-RR).

La quantificazione delle perdite, per il rischio di credito, non è facilmente e solamente associabile a un singolo valore, ma ha una definizione e una distribuzione appunto, più complessa (figura 4.1):

- Perdita attesa o Expected Loss (EL): quantifica il valore medio della distribuzione di probabilità delle perdite in caso di evento di default. Essendo una componente attesa, deterministica, non rappresenta il vero e proprio rischio di credito, ma una sua componente di costo "stabile". Infatti, questa tipologia di perdita è stimata dalla banca in maniera ex-ante l'emissione del prestito ed è inclusa nello spread che remunera il rischio di concessione rispetto al tasso d'interesse del credito in questione. Quindi se la controparte risulterà insolvente, l'intermediario bancario

otterrà esattamente questa cifra valutata al momento della concessione del credito.

La stima dell'EL è data da:

$$EL = AE * PD * LGD$$

- Perdita inattesa o Unexpected Loss (UL): si tratta del vero e proprio fattore di rischio del credito. Si può definire come la variabilità della perdita attorno al suo valor medio rappresentato dalla EL (σ_{EL}), come mostrato in figura 4.2. In un'ottica di portafoglio, la volatilità totale, data dalla variabilità della perdita (la perdita inattesa appunto), dipende strettamente dal grado di correlazione tra i singoli crediti del portafoglio. Essa rispetta il principio di sub-additività, in quanto è generalmente minore della somma delle singole volatilità che compongono il portafoglio per via della diversificazione dello stesso. Il grado di diversificazione di un portafoglio cresce al diminuire della correlazione tra i vari titoli, quindi la perdita inattesa (UL) può essere ridotta con un'attenta ed efficace diversificazione di portafoglio, facendo sì che il rischio sia ben distribuito tra i vari titoli presenti. Al contrario, la perdita attesa di un portafoglio è più facile da stimare, in quanto è data dalla media ponderata delle perdite attese dei singoli titoli creditizi che lo compongono e non può essere eliminata con la diversificazione in quanto non diversificabile.

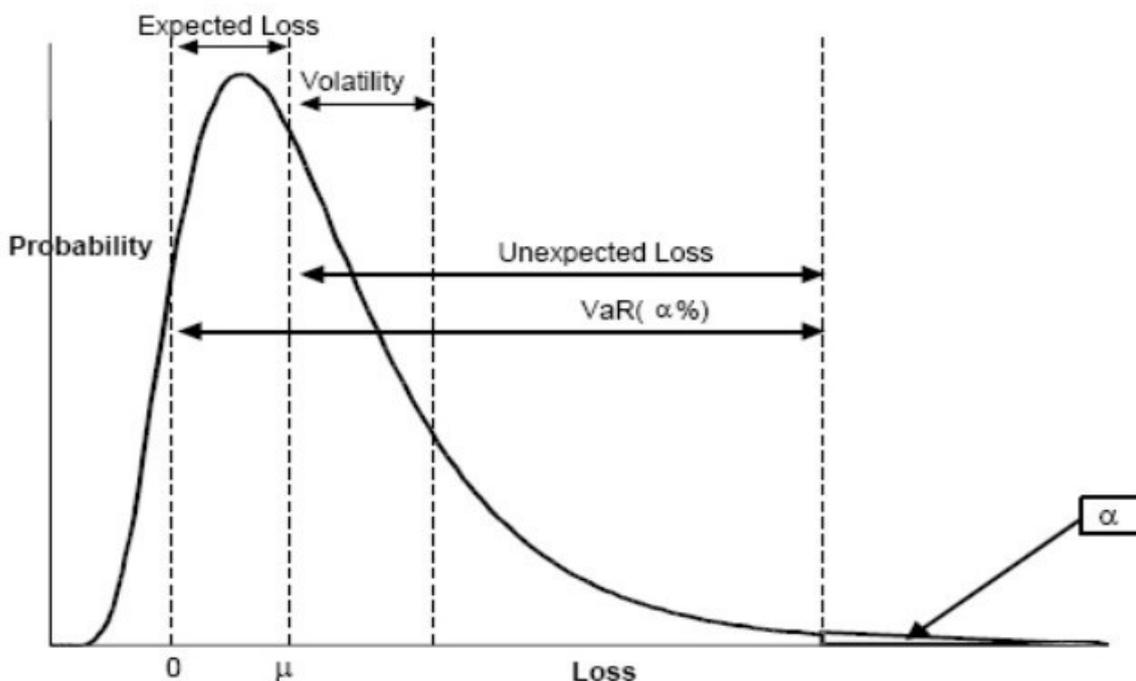


Figura 4.1 - Distribuzione delle diverse perdite dovute al credito.

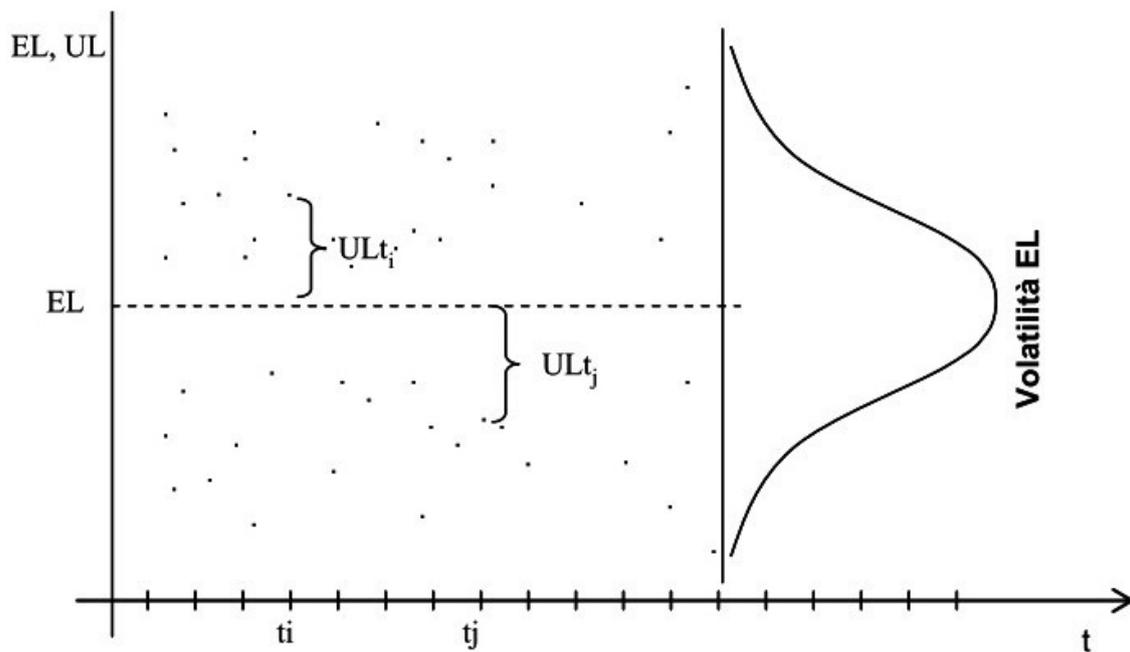
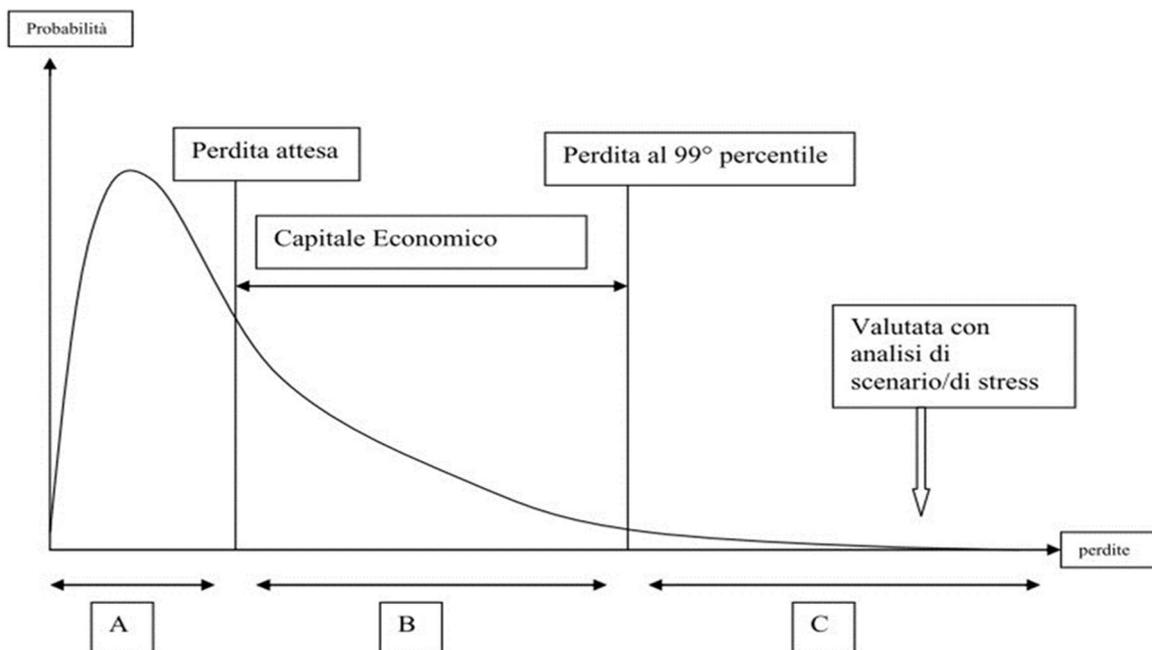


Figura 4.2 - Grafico della variabilità della perdita attorno al suo valore medio.

La distinzione tra Perdita Attesa e Perdita Inattesa assume un significato particolare dal punto di vista economico. Infatti, con la regolamentazione vigente al giorno d'oggi, non esiste più una sola tipologia di capitale accantonato che entra in gioco nel ricoprire le perdite dovute al default creditizio, ma un intermediario bancario può sfruttare solo pricing e accantonamenti per ricoprire delle perdite attese, ed è solo e successivamente costretto a ricorrere al capitale economico di sicurezza precedentemente accantonato per coprire le perdite inattese dovute alla variabilità (figura 4.3).



A= perdita coperta con pricing ed accantonamenti

B= perdita coperta con capitale

C= perdita tenuta sotto controllo con limiti di concentrazione

Figura 4.3 - Suddivisione delle tipologie di coperture delle varie perdite dovute al credito.

4.4 Regulation e Sistemi di Rating Interni

Il rischio di credito ricopre e ha ricoperto il ruolo di protagonista nella definizione degli standard e dei requisiti di sicurezza emanati dagli organi internazionali di vigilanza come il comitato internazionale di regolamentazione e cooperazione bancaria di Basilea, costituito nella metà degli anni '70.

La regolamentazione del rischio di credito si è affermata del tutto con l'introduzione di Basilea II, ovvero con il modello di vigilanza stilato con il secondo accordo tra il settore bancario e il comitato di Basilea, nel quinquennio precedente la grande crisi finanziaria.

Oltre a vigilare imponendo alle banche di munirsi dei requisiti patrimoniali adeguati con le quote di accantonamenti obbligatori di equity per prevenire i rischi legati all'insolvenza dei crediti e quantità di capitale di dotazione ponderato in base alla qualità dei rischi creditizi di cui le banche si fanno carico, Basilea II ha definito due approcci per il rating dei crediti.

Il primo approccio è “standard”, ovvero è basato sostanzialmente sui dettami di Basilea I, in cui la suddivisione dei rischi è determinata in base alla categoria dei debitori (Paesi Sovrani, banche, imprese), ma il processo di ponderazione del rischio del portafoglio crediti di una banca (suddiviso a sua volta in Corporate, Retail, banche, Paesi Sovrani ed Equity) è attribuita in base al rating assegnato alla controparte da un gruppo di agenzie esterne, l'ECAI (Eligible External Credit Assessment Institution), di cui fanno parte Fitch, Standard&Poor's, Moody's e Cerved Group.

Un secondo approccio previsto da Basilea II, ha considerato la possibilità di concedere alle banche di poter usufruire di un sistema di rating interno (SRI), a patto però di soddisfare dei requisiti minimi per poter essere validato dall'autorità di vigilanza:

1. Il SRI valuta separatamente la PD e la LGD;
2. Crediti sono distribuiti tra le varie classi di rating, senza concentrazione in una specifica classe;
3. Il rating va assegnato ai debitori prima della concessione del prestito;
4. Il rating va rivisto periodicamente;
5. Il rating va utilizzato dalla banca nella gestione dei crediti e nel pricing dei prestiti;
6. La banca deve disporre di un adeguato sistema di validazione dell'accuratezza e coerenza del SRI;
7. Vi sono inoltre requisiti di documentazione formale del SRI e del suo funzionamento.

Il sistema di rating interno di un intermediario può seguire a sua volta due approcci:

- Foundation Approach: la banca deve fornire la PD, mentre valori come LGD, EAD e della Maturity (vita residua del credito) sono determinati dalla vigilanza bancaria.
- Advanced Approach: Tutti i parametri fondamentali sono forniti dalla banca.

Nel corso del tempo, Basilea II ha subito varie modifiche come l'introduzione e la successiva eliminazione del principio della granularità di un portafoglio crediti nella valutazione della ponderazione del rischio e la definizione di varie soglie di sicurezza per i valori di Maturity, LGD e livello di confidenza della distribuzione delle perdite.

Nonostante gli accorgimenti in chiave di vigilanza e di sicurezza portati da Basilea II, nel corso degli anni il sistema bancario ha mostrato, complice anche lo scoppio della grande crisi finanziaria, delle debolezze non indifferenti:

- Dotazioni di capitale insufficienti, nonostante le banche rispettassero formalmente i requisiti pattuiti;
- Insufficiente qualità del capitale: il capitale di molte banche era stato aumentato con strumenti ibridi e non con strumenti del Core Tier 1; inoltre cospicui dividendi avevano contribuito ad impoverire ulteriormente il patrimonio di migliore qualità;
- Ponderazione minore per le attività finanziarie rispetto ai prestiti;
- Eccessivo indebitamento (eccesso di leverage);
- Sottovalutazione del rischio sistemico dovuto alla propagazione delle difficoltà tramite il sistema interbancario e il mercato dei derivati, in particolare quello dei derivati OTC;
- Sottovalutazione del rischio di liquidità;
- Valutazione insufficiente del rischio di credito delle famiglie;
- Sottovalutazione banche sistemicamente rilevanti e del sistema bancario ombra;
- Sottovalutazione problema di azzardo morale, ovvero anche le grandi banche devono poter fallire (non può valere il principio “too big to fail”);
- Sopravalutazione di una vigilanza e di una supervisione leggera, basata su un perimetro limitato di regole, ampio affidamento alla razionalità dei comportamenti degli intermediari;
- Sopravalutazione della bontà dei modelli quantitativi, che hanno invece grandemente sottostimato la correlazione dei rischi di default di intere categorie di controparti (come i mutui subprime).

Non a caso, si è deciso di modificare sostanzialmente l'accordo di Basilea II (è entrato in vigore Basilea III e oggi si viaggia in direzione Basilea IV) per il quale sono stati riscontrati diversi limiti:

- Mancata autorizzazione all'uso dei modelli interni delle banche per la stima delle correlazioni tra i rischi di credito;
- Considerazione della prociclicità: il requisito di capitale è sensibile all'andamento del ciclo economico e la misura dei rischi si attenua nella fase ascendente del ciclo e tende invece a crescere nei momenti di crisi. Quindi, una stessa quantità di patrimonio bancario sostiene un maggior volume di attività nelle fasi di crescita ed un volume minore durante i momenti di declino, dove invece l'economia avrebbe bisogno di essere sostenuta. Per cui la prociclicità è stata ampliata anche dall'uso di modelli molto simili da parte delle banche, che hanno dato vita a comportamenti collettivi che amplificano le dinamiche del credito.
- Inadeguatezza nel prevenire crisi sistemiche: la regulation è di tipo micro-prudenziale ed in quanto tale, non può tenere conto delle interazioni tra gli intermediari e tra i mercati e tra questi e le imprese e le famiglie, ovvero le interazioni di scala macro. Infatti, le capitalizzazioni giudicate sufficienti e addirittura stimate al di sopra del minimo concordato, si sono rivelati inefficaci nel reggere le perdite dovute a crisi sistemiche.
- Mancanza di omogeneità di trattamento tra attività tipiche delle banche commerciali e attività delle banche d'investimento, concentrate sul trading.

Inoltre, c'è da sottolineare come la limitazione nell'utilizzo dei sistemi di rating interno alle banche sia stata causa e fondamento della grande crisi finanziaria, in quanto ha fatto sì che le maggiori agenzie di rating sovrastimassero i rating dei portafogli di crediti e dei derivati creditizi appartenenti alle grandi banche, accentuando di gran lunga i fenomeni di default massivo. Sarebbe anche curioso analizzare quanto il mancato sfruttamento dei sistemi di rating interni alle banche, sotto un'adeguata vigilanza, abbia contribuito all'incremento della percentuale di NPL detenuti dagli istituti e della quota di crediti anomali come quelli relativi alle imprese zombie.

5. La Regressione Logistica

5.1 Introduzione al modello

I modelli e i metodi di analisi ed elaborazione di dati chiamati lineari, ovvero che utilizzano lo strumento statistico chiamato Regressione (lineare), sono molto importanti e presi in considerazione oggi in una moltitudine di studi relativi a svariati campi d'applicazione. Essi hanno lo scopo di descrivere la relazione esistente tra una variabile di risposta e una o più variabili esplicative. Un caso particolare di questi modelli è dato dalla Regressione Logistica. Essa è impiegata quando si è interessati a studiare o analizzare la relazione causale tra una variabile dipendente binaria o dicotomica Y di risposta o di uscita e una o più variabili indipendenti esplicative, sia di tipo qualitativo che quantitativo X_i . Una variabile dicotomica ("dummy") è una particolare tipologia di variabile che può assumere solo due valori mutuamente esclusivi, in questo caso 0 oppure 1, e descrive l'esito o successo riguardanti il verificarsi di un evento aleatorio. Attraverso il metodo statistico della regressione logistica si è in grado di calcolare la probabilità con cui un'osservazione o dato in ingresso appartenga a una determinata classe o meno. Insomma, i modelli di regressione logistica costituiscono una forma particolare dei modelli lineari generalizzati e sono, in sostanza, una variante dei modelli di regressione lineare relazionanti un set di diversi tipi di variabili:

- dicotomiche (mangiare sì/no)
- categoriche (classe sociale, ecc.)
- continue (età, ecc.)

Come già menzionato, il modello di regressione logistica è applicabile a vari contesti di analisi:

- **Economia:** per analizzare gli effetti degli interventi economici sugli operatori di mercato (l'azienda fallisce ($Y=1$) o meno ($Y=0$) dopo aver ricevuto una sovvenzione, il disoccupato trova lavoro ($Y=1$) o no ($Y=0$) dopo aver seguito un corso di formazione).
- **Marketing:** per evidenziare l'incisività delle campagne pubblicitarie sulla propensione all'acquisto del consumatore (il cliente acquista ($Y=1$) o non acquista ($Y=0$) un dato prodotto in seguito ad una campagna promozionale).

- Medicina: per studiare l'effetto di una cura sullo stato di salute del paziente (il paziente sottoposto ad una particolare cura farmacologica reagisce positivamente ($Y=1$) o meno ($Y=0$)).
- Biologia: per evidenziare le determinanti delle reazioni delle cellule sottoposte ad un trattamento (le cellule malate si rigenerano ($Y=1$) oppure no ($Y=0$) dopo essere state sottoposte ad un particolare trattamento).
- Botanica: per studiare l'effetto fertilizzante delle sostanze utilizzate sui semi oggetto di studio (una pianta resiste alle gelate ($Y=1$) oppure no ($Y=0$) in seguito ad un intervento di modificazione genetica).

La differenza sostanziale tra la regressione lineare e la regressione logistica consiste proprio nella caratteristica della variabile dipendente di quest'ultima, di natura appunto dicotomica (binaria) e nella distribuzione di riferimento che non dovrebbe essere più la normale ma la distribuzione binomiale. Infatti, la forma della funzione del modello di regressione logistica è altamente differente rispetto a quella relativa al modello lineare (figura 5.1). Tuttavia, è ugualmente possibile applicare alla regressione lineare una variabile dipendente di tipo binario, in quanto, nella sua formulazione ($Y = \alpha + \beta X$), il modello lineare implica che i valori della variabile dipendente possano andare da $-\infty$ a $+\infty$, ma, da un punto di vista matematico, questa operazione sarebbe più corretta e adatta a un modello non lineare.

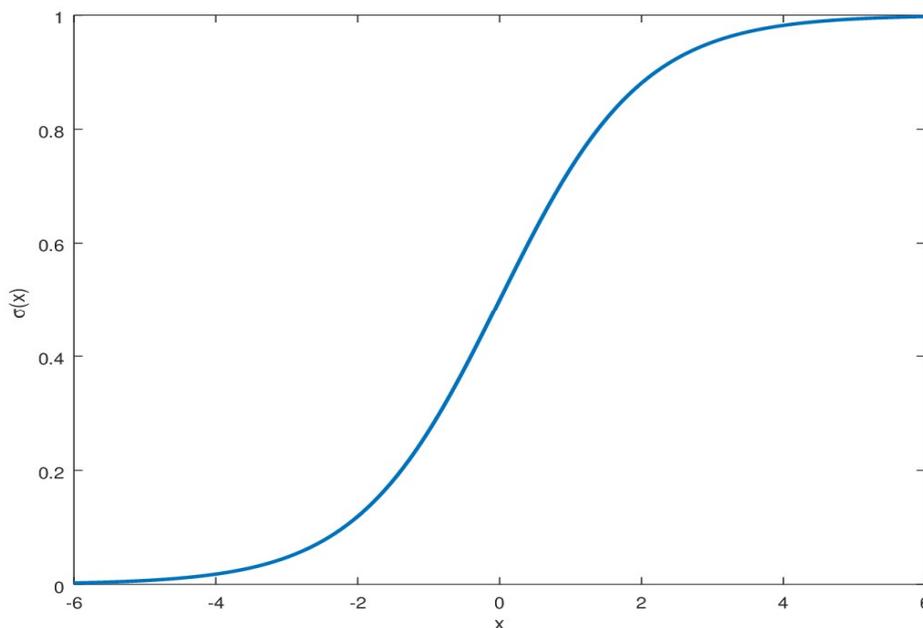


Figura 5.1 – Grafico della funzione logistica.

5.2 Principi e funzionamento

Come già accennato nel paragrafo precedente, la regressione logistica è di fatto un'analisi predittiva che si utilizza per valutare la relazione esistente tra una variabile dipendente e una o più variabili indipendenti, stimando delle probabilità attraverso una funzione logistica. Le probabilità si tramutano poi in valori binari per poter fare una previsione con l'obiettivo di classificare una determinata osservazione.

5.2.1 Stima dei parametri

Si ipotizza l'esistenza di una variabile, y^* , esprime per esempio lo "stato di salute" di una determinata impresa facente parte di un'unica popolazione di imprese: y^* in questo caso ha il ruolo di determinare il rischio di default della suddetta impresa, ovvero se essa si trova in regime d'insolvenza e prossima al tracollo finanziario o meno.

La variabile in questione non è osservabile a priori, ma è espressa come i -esima variabile tramite la relazione $y_i^* = \alpha + \beta X_i + \tilde{u}_i = \alpha + \beta X_i + \mu_i$.

È invece possibile osservare una realizzazione dicotomica di y^* :

$$y = f(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } y^* > 0 \text{ se } \mu > -\alpha - \beta x \\ 0, & \text{se } y^* \leq 0 \text{ se } \mu \leq -\alpha - \beta x \end{cases}$$

La probabilità che la realizzazione della variabile dipendente y^* sia uguale al valore unitario ($y_i = 1$) esprime la probabilità che una determinata impresa sia classificata come anomala, mentre, al contrario, una realizzazione della variabile y^* uguale alla nullità ($y_i = 0$) identifica un'impresa sana.

Essa coinciderà con la probabilità che $\mu_i > -\alpha - \beta x_i$:

$$\text{Prob}(y_i = 1) = \text{Prob}(\mu_i > -\alpha - \beta x_i) = 1 - F(-\alpha - \beta x_i)$$

dove F è la funzione di distribuzione cumulativa di μ_i .

Assumendo una distribuzione logistica delle probabilità:

$$\begin{aligned} \text{Prob}(y_i = 1) &= P_i = 1 - F(-\alpha - \beta X_i) \\ &= \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta X_i)}} = \frac{e^{(\alpha + \beta X_i)}}{1 + e^{(\alpha + \beta X_i)}} \end{aligned}$$

$$\text{Prob}(y_i = 0) = 1 - P_i = \frac{1}{1 + e^{(\alpha + \beta X_i)}}$$

Per cui: $\frac{P_i}{1-P_i} = e^{(\alpha + \beta x_i)}$

Applicando l'operatore logaritmico ad entrambi i membri dell'equazione precedente:

$$\ln \left[\frac{P_i}{1-P_i} \right] = \ln \left[e^{(\alpha + \beta x_i)} \right] = \alpha + \beta x_i$$

equivalente a: $\ln \left[\frac{f_A(x_i)}{f_B(x_i)} \right] = \alpha + \beta x_i = f$

dove f rappresenta la funzione di densità di probabilità delle popolazioni imprese sane (S) e di quelle anomale (A).

La funzione di verosimiglianza è la seguente:

$$L = \prod_{y_i=0} F(-\beta' x_i) \prod_{y_i=1} F(1 - \beta' x_i)$$

La forma funzionale della funzione F dipende dalla ipotesi che viene formulata su μ_i : se si ipotizza che le μ_i abbiano una distribuzione cumulata di tipo logistico si ha il modello detto "Logit", in cui:

$$F(-\beta' x_i) = \frac{1}{1 + \exp(\beta' x_i)} = \text{Prob}(y_i = 0 | x_i)$$

$$1 - F(-\beta' x_i) = \frac{\exp(\beta' x_i)}{1 + \exp(\beta' x_i)} = \text{Prob}(y_i = 1 | x_i)$$

quindi la funzione di verosimiglianza diviene:

$$L = \prod_{i=1}^n \left(\frac{1}{1 + \exp(\beta' x_i)} \right)^{(1-y_i)} \left(\frac{\exp(\beta' x_i)}{1 + \exp(\beta' x_i)} \right)^{y_i}$$

Nel caso in cui invece si ipotizzi che la distribuzione cumulata sia di tipo normale, si ha il modello "Probit" o "Normit", in cui:

$$\mu_i = N(0; \sigma^2)$$

$$F(-\beta' x_i) = \int_{-\infty}^{-\beta' x_i / \sigma} \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \exp\left(-\frac{r^2}{2}\right) dr$$

Poiché le due distribuzioni cumulate normale e logistica sono molto simili, tranne che nelle code, si preferisce spesso usare il modello Logit in quanto più facilmente implementabile dal punto di vista operativo e matematico.

La stima del logit viene effettuata con il metodo statistico della massima verosimiglianza, con stima non lineare (ad esempio con il metodo Newton-Raphson).

Mentre la probabilità condizionata che la variabile dipendente (y) i -esima assuma il valore unitario, data l'osservazione delle variabili indipendenti (x) i -esime, è non lineare rispetto a quest'ultima tipologia di variabili. Tuttavia, si nota come il logaritmo dell'odds, ovvero il Logit, sia invece funzione lineare delle variabili indipendenti.

Si definisce "odds" il rapporto tra le probabilità tra loro complementari, e una volta applicato l'operatore logaritmico al rapporto dell'odds, si ottiene il Logit:

$$odds = \frac{prob(y_i | x_i)}{1 - prob(y_i | x_i)}$$

$$Ln(odds) = \log it (prob(y_i | x_i)) = Ln \left[\frac{prob(y_i | x_i)}{1 - prob(y_i | x_i)} \right] = \beta' x_i$$

Per cui, la funzione di verosimiglianza sarà:

$$\begin{aligned} \ln(L) &= \sum_{i=1}^n \{y_i \ln[prob(y_i | x_i)] + (1 - y_i) \ln[1 - prob(y_i | x_i)]\} = \\ &= \sum_{i=1}^n \left\{ y_i \ln \left[\frac{prob(y_i | x_i)}{1 - prob(y_i | x_i)} \right] + \ln[1 - prob(y_i | x_i)] \right\} = \\ &= \sum_{i=1}^n \left\{ y_i \beta' x_i + \ln \left[1 - \frac{e^{\beta' x_i}}{1 + e^{\beta' x_i}} \right] \right\} = \\ &= \sum_{i=1}^n \left\{ y_i \beta' x_i + \ln \left[\frac{1}{1 + e^{\beta' x_i}} \right] \right\} = \sum_{i=1}^n \{y_i \beta' x_i - \ln[1 + e^{\beta' x_i}]\} \end{aligned}$$

Ipotizzando un comportamento lineare e facendo uso per semplicità di una sola variabile indipendente ed esplicativa x_i :

$$\beta' x_i = \beta_1 + \beta_2 x_i$$

Con β_2 che indica la variazione unitaria del Logit per variazione unitaria della variabile x_i .

Il sistema di equazioni di massima verosimiglianza si ricava derivando $\ln(L)$ rispetto ai parametri e ponendo il risultato uguale a zero:

$$\frac{\partial \ln(L)}{\partial \beta_1} = \sum_{i=1}^n \left\{ y_i - \frac{e^{\beta_1 + \beta_2 x_i}}{1 + e^{\beta_1 + \beta_2 x_i}} \right\} = 0$$

$$\frac{\partial \ln(L)}{\partial \beta_2} = \sum_{i=1}^n \left\{ y_i x_i - \frac{e^{\beta_1 + \beta_2 x_i}}{1 + e^{\beta_1 + \beta_2 x_i}} x_i \right\} = 0$$

definendo $p_i = \frac{e^{(\beta_1 + \beta_2 x_i)}}{1 + e^{(\beta_1 + \beta_2 x_i)}}$

al punto di ottimo, dalla prima equazione del sistema precedente si ha:

$$\sum_{i=1}^n y_i = \sum_{i=1}^n p_i$$

$$n_a = \sum_{i=1}^n p_i$$

Ovvero la somma delle probabilità dell'evento corrisponde alla somma degli eventi osservati.

Inoltre, se si dividessero i due membri dell'uguaglianza precedente per il numero totale delle imprese del campione preso in considerazione $n = n_a + n_s$, si otterrebbe:

$$\frac{n_a}{n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i$$

esprime la frequenza dell'evento, ovvero la media delle probabilità.

5.2.2 Test del fit della regressione logistica

In statistica, dopo aver stimato i coefficienti di un modello, si procede di norma nella valutazione della significatività delle variabili utilizzate nel modello. Ciò spesso implica formulazione e test di ipotesi statistici al fine di determinare se le variabili indipendenti siano significative in relazione alla variabile di risposta.

Un approccio molto usuale in statistica, per la valutazione della significatività del coefficiente di una variabile all'interno di un modello, consiste nel confronto di

quest'ultimo tra lo scenario in cui contiene la variabile in questione con lo scenario in cui è costituito utilizzando una variabile generica indipendente. Se lo stesso modello contenente però una variabile generica indipendente generasse interpretazioni e risultati in uscita più accurati e dettagliati della variabile di risposta, rispetto lo stesso comprendente la variabile indipendente presa in esame, allora quest'ultima non risulterebbe significativa in relazione alla variabile di risposta. Nell'interpretazione del modello della regressione logistica ci si avvale di statistiche del tutto simili alle statistiche che esprimono l'adeguatezza del modello nel riprodurre i dati osservati nella regressione lineare (F e R^2) e per entrambi i modelli si utilizza appunto l'approccio basato sul fatto confrontare i valori ottenuti dalla variabile risposta con i valori forniti dal modello con l'utilizzo o meno della variabile indipendente. Similmente alla somma dei quadrati, nella regressione logistica si utilizza la funzione di log-verosimiglianza ("log likelihood") citata nel paragrafo precedente, come criterio di confronto tra valori osservati e predetti e per la scelta dei parametri del modello. Questo confronto si basa sulla seguente espressione, definita come rapporto di verosimiglianza ("likelihood ratio test") o "test G":

$$G = -2 \ln \left[\frac{\text{likelihood del modello senza la variabile } x}{\text{likelihood del modello con la variabile}} \right] = -2 \ln \left[\frac{\binom{n_a}{n} \binom{n_s}{n}}{\prod_{i=1}^n \text{prob}(y_i | x_i)^{y_i} [1 - \text{prob}(y_i | x_i)]^{(1-y_i)}} \right]$$

La statistica G gioca un ruolo chiave nella valutazione della bontà di adattamento del modello.

L'ipotesi zero consiste nel considerare l'inserimento della variabile indipendente x nel modello non necessario ad apportare più accuratezza alla verosimiglianza.

G si distribuisce asintoticamente come una variabile chi-quadro e si confronta il p-value corrispondente al valore calcolato di G con il livello di significatività scelto α : se p-value è minore di α , allora si rifiuta l'ipotesi zero della non significatività della variabile indipendente x .

Un importante indice da considerare è il cosiddetto LRI ("Likelihood Ratio Index") pensato da McFadden e appartenente alla categoria degli pseudo- R^2 .

Esso è costituito dal rapporto fra il valore di log-verosimiglianza dell'intero modello con tutte le variabili di stima utilizzate e il valore della funzione di log-verosimiglianza calcolata utilizzando solo la costante:

$$LRI = 1 - \frac{Ln(L)}{Ln(L_0)}$$

Tale test sonda l'ipotesi che tutti i coefficienti delle variabili siano nulli.

L'indice LRI è compreso tra 0 ed 1, anche se non c'è modo di farlo diventare esattamente uguale all'unità, tranne nel caso estremo in cui la probabilità dell'evento fosse uguale ad 1 (100% di probabilità che esso si verifici) quando $y=1$ e zero quando $y=0$: in quel caso la verosimiglianza sarebbe uguale ad 1 ed il suo logaritmo uguale a zero, portando l'indice LRI ad essere uguale ad 1. Mentre se tutti i coefficienti delle variabili sono nulli, il LRI è uguale a zero.

La log-verosimiglianza è un numero negativo, tanto più negativo quanto il modello è insoddisfacente. Infatti, in teoria, il modello con la sola costante dovrebbe avere la log-verosimiglianza più negativa del modello con le variabili. Per cui, quindi il rapporto tra le log-verosimiglianze considerate dovrebbe essere tanto più piccolo quanto più il modello con le variabili è efficace, portando il LRI ad assumere valori elevati.

L'indice LRI assume in genere valori molto inferiori a quelli dell' R^2 della regressione multipla e valori che vanno dallo 0.2 allo 0.4 sono considerati molto soddisfacenti.

In generale, ogni coefficiente del modello si valuta tramite il rapporto tra il valore stimato del coefficiente risultante dalla regressione e facente parte del modello e il suo errore standard relativo. Scelto un determinato livello di significatività α , si può facilmente determinare se il coefficiente stimato sia significativo o meno. Tale tecnica prende il nome di test di Wald:

$$Wald\ test = \frac{\beta_j}{S.E.(\beta_j)}$$

e l'intervallo di confidenza per il coefficiente β_j è calcolabile come:

$$\beta_j \pm z_{1-\alpha/2} * S.E.(\beta_j)$$

dove $z_{1-\alpha/2}$ indica il punto $100(1-\alpha/2)\%$ della distribuzione Normale standard.

Invece, per quanto riguarda l'errore standard relativo ai coefficienti, esso si riferisce alle derivate parziali seconde della funzione di log-verosimiglianza ordinate in una matrice di cui si calcola l'inversa.

È degno di nota sottolineare, per quanto concerne la probabilità di default della singola impresa nel campione di imprese preso in considerazione (PD_i), come sia diventata prassi accompagnare le PD per classi di rischio con le soglie inferiori e superiori dell'intervallo di confidenza:

$$PD \pm \alpha \sqrt{\frac{PD(1 - PD)}{N}}$$

in cui α è il quantile della normale standard che individua l'intervallo di confidenza $(1-\alpha)$ desiderato (ad esempio $\alpha=1.96$ per un intervallo del 95% intorno alla media della PD), il numeratore della radice quadrata è la varianza della distribuzione bernoulliana che si suppone descriva l'evento insolvenza ed N è il numero delle osservazioni (la radice quadrata è il valore dello scarto quadratico medio dello stimatore della media delle PD).

5.2.3 Un esempio di regressione logistica: il modello di Ohlson

Un esempio di implementazione di analisi con regressione logistica attraverso tre modelli è giunto a noi grazie alla pubblicazione di J.Ohlson, nel 1980 (J.Ohlson "Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy", Journal of Accounting Research, Spring 1980). I seguenti modelli stimati su un campione non bilanciato di imprese industriali statunitensi degli anni '70. Il primo modello stima la PD 1 anno prima del default, il secondo modello stima la PD 2 anni prima del default ed il terzo modello stima la probabilità che il default avvenga nel primo o nel secondo anno prima del default.

Le variabili che compongono i modelli sono:

- SIZE = $\ln(\text{attivo}/\text{livello dei prezzi impliciti del PIL})$
- TLTA = debiti totali/attivo
- WCTA = capitale circolante/attivo
- CLCA = passività correnti/attività correnti
- OENEG = 1 se il totale dei debiti è maggiore dell'attivo; 0 nel caso opposto
- NITA = risultato netto di bilancio (NI)/attivo
- FUTL = flusso di cassa dalla gestione/debiti totali
- INTWO = 1 se il risultato netto di bilancio è negativo per gli ultimi due anni; 0 nel caso opposto

- CHIN = misura la variazione del risultato netto di bilancio con $\frac{(NI_t - NI_{t-1})}{(|NI_t| + |NI_{t-1}|)}$

I risultati dei tre modelli sono riportati in tabella 5.1, dove sono riportati i coefficienti dei tre modelli:

Tabella 5.1 – I coefficienti dei tre modelli implementati da Ohlson

	Modello 1	Modello 2	Modello 3
Costante	-1.32	1.84	1.13
SIZE	-0.407	-0.519	-0.478
TLTA	6.03	4.76	5.29
WCTA	-1.43	-1.71	-0.99
CLCA	0.0757	-0.297	0.062
NITA	-2.37	-2.74	-4.62
FUTL	-1.83	-2.18	-2.25
INTWO	0.285	-0.78	-0.521
OENEG	-1.72	-1.98	-1.91
CHIN	-0.521	0.4218	0.212

Si nota come, seppur i coefficienti dei modelli siano significativi dal punto di vista statistico, alcuni di essi non si presentino con il giusto segno economico.

È doveroso e molto importante sottolineare come per quanto un modello sia accurato e preciso, un coefficiente di una determinata variabile con segno non corretto dal punto di vista economico, non debba essere incluso nel modello e che nel caso di errori di segno il modello si dovrebbe rifiutare.

Andando a osservare più da vicino la tabella contenente i coefficienti delle diverse variabili utilizzate dai tre modelli di Ohlson, si nota che variabili come SIZE presentino un segno negativo, corretto dal punto di vista economico e finanziario, in quanto maggiore sarà il valore di tale variabile (maggiore sarà l'attivo dell'impresa rispetto al livello dei prezzi impliciti nel PIL) minore sarà la probabilità di default in ciascuno dei tre modelli.

Altre variabili come TLTA sono ugualmente corrette dal punto di vista del segno, nonostante presentino una correlazione inversa, rispetto ad esempio alla variabile SIZE, con la probabilità di default nei tre modelli: infatti i coefficienti stimati per TLTA sono positivi dato che più essa sarà maggiore, maggiore sarà il rapporto tra debiti totali e attivo e maggiore, di conseguenza sarà la PD nei tre modelli.

I valori contrassegnati in giallo in tabella 4.1, evidenziato per l'appunto dei valori con un segno anomalo. Infatti, nel modello 2, la variabile CLCA ha un segno algebrico negativo non corretto, in quanto ciò indicherebbe che se un'impresa presentasse valori maggiori di

passività correnti su attività correnti rispetto a un'altra, sarebbe maggiormente meno incline al default e questo non è per niente vero. Sia nel modello 2 che nel modello 3, la variabile binaria INTWO presenta un problema analogo, in quanto non è possibile che società con risultato netto negativo negli ultimi due anni abbiano una probabilità di default minore di una con risultato netto positivo. Sempre per i due stessi modelli, anche la variabile binaria CHIN evidenzia un'anomalia di segno, presentandone uno positivo in entrambi i casi: non è possibile infatti che se dovesse crescere la variazione di risultato netto in due anni consecutivi (ovvero si riscontrasse una crescita del risultato netto), allora la probabilità di default per la società in questione aumenterebbe.

5.3 La regressione logistica nei metodi di scoring

Nell'analisi del rischio di credito e nella valutazione e nella previsione della probabilità di default di una data azienda, sono molto utilizzati una classe di modelli statistici multivariati noti come "credi-scoring models" o metodi di scoring, definiti già alla fine degli anni '30 del ventesimo secolo. Essi utilizzano gli indicatori economici ottenuti dai dati aziendali e utilizzati dalle stesse imprese come input per l'implementazione dell'analisi e attribuiscono un peso a ciascuno di essi per riflettere la relativa importanza e incidenza che essi hanno nel default. Il risultato della previsione evidenzia un indice di qualità del credito, un punteggio detto "score" esprime in modo indiretto la probabilità di default dell'azienda in questione.

Le più importanti categorie di metodi di credi scoring sono basati sull'analisi discriminante (figura 5.2), sul modello di regressione (lineare, logistica) e sui modelli induttivi algoritmici e reti neurali.

La regressione logistica, come già visto in precedenza, può essere ascrivibile a diverse applicazioni tra cui l'ambito economico, finanziario e del Risk Management. Infatti, un'analisi scoring basata sul modello di regressione logistica ha per scopo l'indagine sulla salute e sulla solidità delle imprese presenti in un determinato campione, secondo vari criteri e indicatori espressi dalle variabili (o dalla singola variabile) esplicative prese in esame.

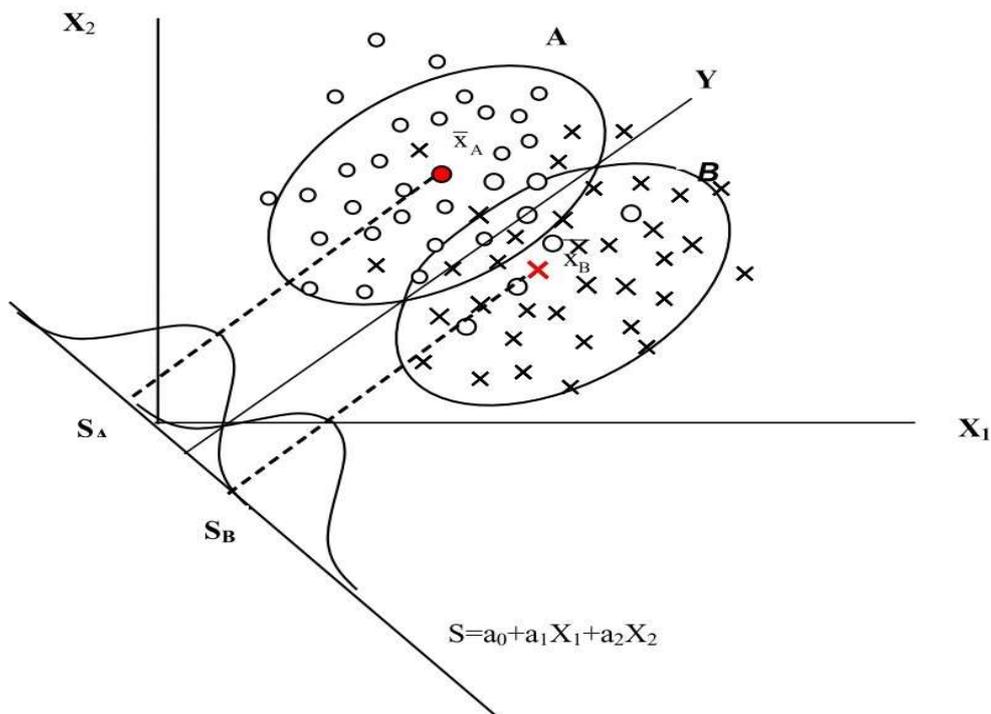


Figura 5.2 - Sintesi grafica dell'analisi discriminante lineare.

In particolare, si riuscirà a classificare e a separare le imprese della popolazione che risulteranno sana dopo la suddetta analisi, se per esse non si risconterà alcuna criticità di default, mentre al contrario, imprese che, dopo l'applicazione del modello, presenteranno una solidità molto precaria, saranno annoverate come anomale (figura 5.3).

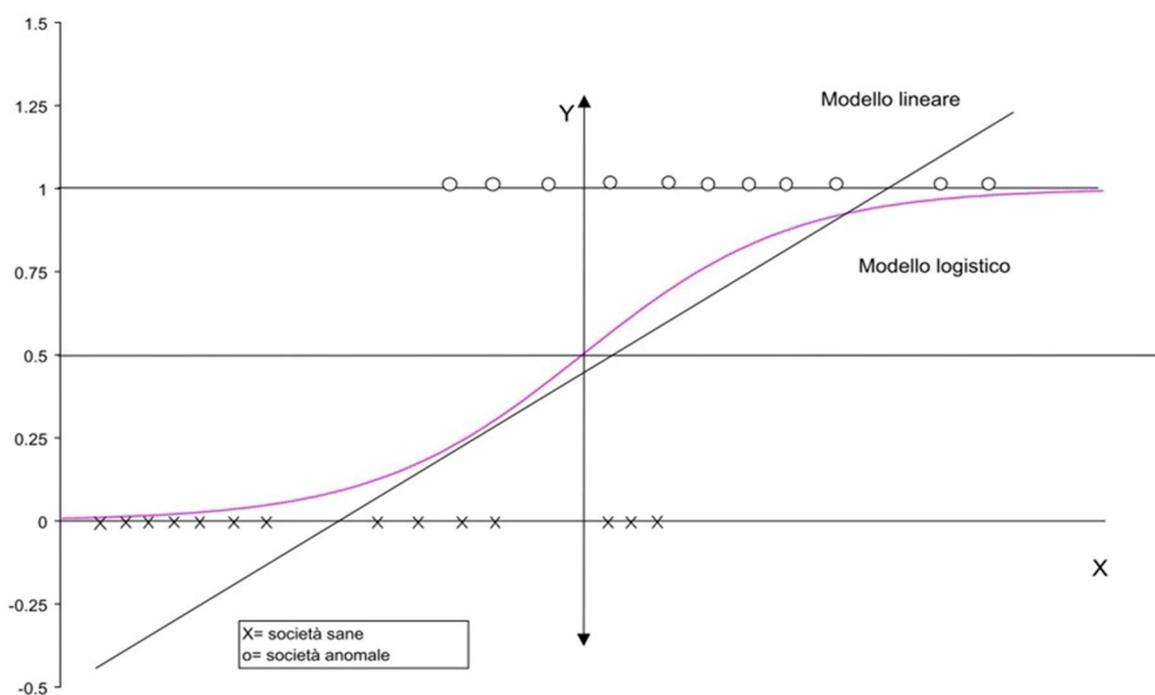


Figura 5.3 - Modello lineare e modello logistico per imprese classificate come sane e anomale.

Inoltre, grazie alla probabilità logistica ottenibile, è possibile stimare la probabilità di default (PD) di una determinata impresa, indice primario della rischiosità d'insolvenza di un'impresa. Infatti, la probabilità che la realizzazione della variabile dipendente y^* sia uguale al valore unitario ($y_i = 1$) esprime la probabilità che una determinata impresa sia classificata come anomala e, nell'applicazione di questo metodo, sarà identificata con la misura del rischio di default di quest'ultima, ovvero con la probabilità di default (PD_i).

Nel modello scoring basato sulla regressione logistica, detto Logit, la relazione lineare esprime la funzione relativa è aggiustata per una trasformazione esponenziale detta trasformazione logistica:

$$y_i = f(w_i) = \frac{1}{1 + e^{-w_i}}$$

che, in un modello di credit-scoring per la valutazione de rischio di credito, si può identificare con la PD_i . Nell'equazione precedente, w_i rappresenta una relazione (regressione) lineare del tipo:

$$w_i = \alpha + \sum_{j=1}^m \beta_j x_{i,j}$$

Andando a sostituire quest'ultimo termine nella prima equazione e aggiungendo un termine che tenga in considerazione aleatorietà dell'errore statistico relativo alla regressione si ottiene la funzione logistica:

$$y_i = \frac{1}{1 + e^{-\alpha - \sum_j \beta_j x_j}} + \varepsilon_i$$

Essa genera valori che stanno nell'intervallo (0,1) e ciò fa sì che la variabile dipendente y_i garantisca sempre una probabilità di default in un range tra lo e il 100%.

Come alternativa al modello utilizzando funzione logistica, è possibile utilizzare altri modelli che comunque forniscono un intervallo di valori tra 0 e 1 per la realizzazione della variabile dipendente e quindi di conseguenza per la probabilità di default ottenuta, tra cui quello utilizzando la funzione di densità cumulata normale, chiamato Probit o Normit (figura 5.4).

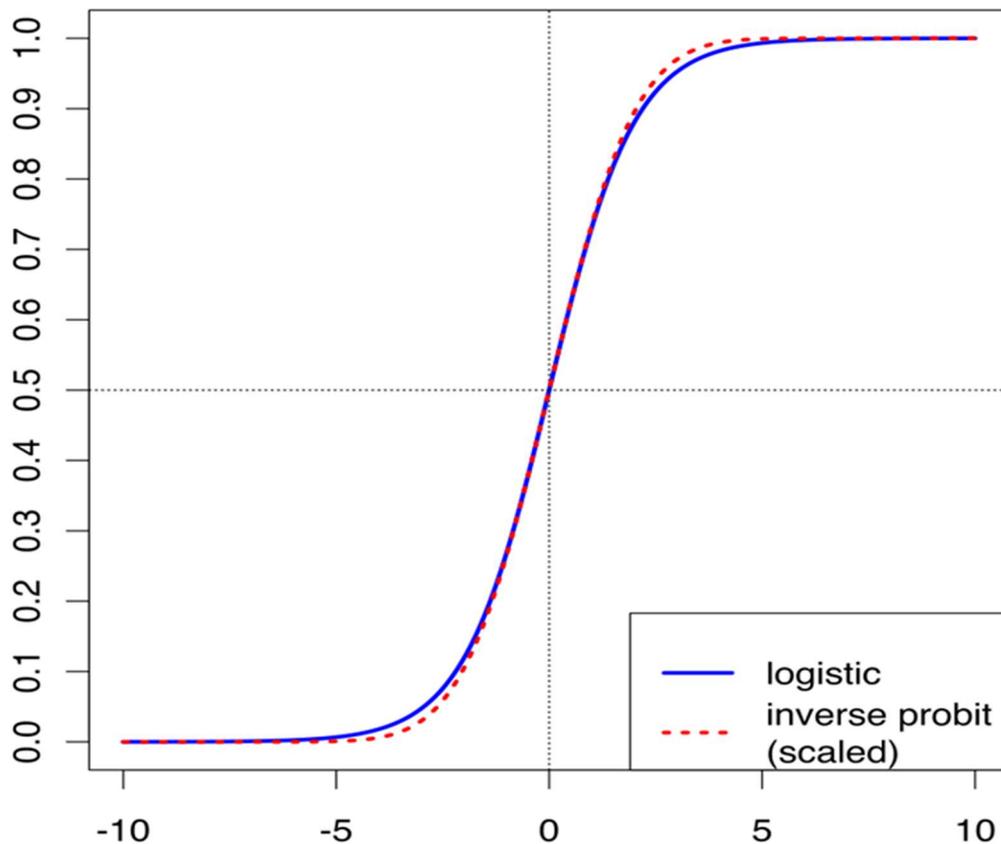


Figura 5.4 – Confronto tra i grafici Logit e Probit.

5.3.1 Valutazione della bontà del metodo di scoring

Per esaminare la bontà e l'affidabilità in termini di performance di un modello di scoring, si ricorre all'utilizzo di metodi rivolti all'osservazione, alla valutazione e alla classificazione delle osservazioni ottenute dall'applicazione del determinato modello di scoring considerato.

Il primo metodo riguarda la costituzione di una matrice di classificazione (tabella 5.2).

Tabella 5.2 – Matrice di classificazione.

		classificazione	
		SANA	ANOMALA
Situazione effettiva	SANA	OK	ERRORE II° TIPO
	ANOMALA	ERRORE I° TIPO	OK

Se il modello di scoring confermerà la tipologia di una data società o di un'osservazione antecedente la propria applicazione, allora la classificazione risulterà corretta. Nella matrice sono anche contemplati due casi in cui la classificazione possa risultare errata.

Infatti, nei casi in cui il modello classifica per esempio una certa società come sana quando invece appartiene al gruppo delle anomale si parla di errore di errore di primo tipo.

Viceversa, nei casi in cui il modello classifica come anomala una società in realtà sana allora si parla di errore di secondo tipo.

Un secondo metodo rivolto alla valutazione della bontà di un modello è quello riguardante il valore di "Accuracy" o valore di "Gini", rappresentato dalla "Power Curve" o "Lorenz Curve" (figura 5.5).

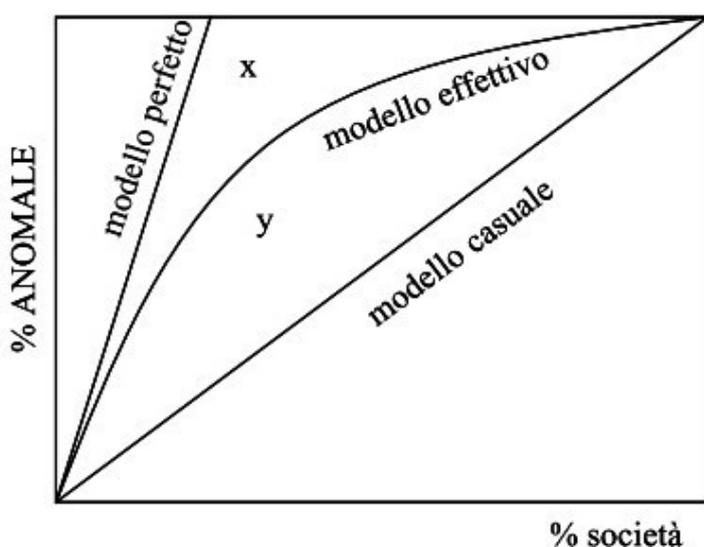


Figura 5.5 – Curva di Gini o curva di Lorenz.

Questo metodo prende in considerazione l'intero spettro delle società su cui si vanno a calcolare la performance del singolo modello, per cui risulta molto efficace. Nel grafico, il modello casuale attribuisce a tutte le imprese o a tutte le osservazioni la stessa probabilità di essere classificate come anomale o la stessa probabilità di default, quindi non fornisce alcuna informazione utile. Invece, il modello effettivo è quello risultante da applicazione della funzione di score con i relativi coefficienti ottenuti. Esso, per avere una buona valutazione, deve avvicinarsi il più possibile alla spezzata del modello perfetto, cioè quello che identifica correttamente tutte le anomale. Il valore di Accuracy o coefficiente di Gini è ottenuto rapportando le osservazioni che si trovano nella zona compresa da y e il totale delle osservazioni, ovvero la somma di x e y:

$$Accuracy = \frac{y}{x+y} \quad \text{compreso tra zero e uno.}$$

In generale, dei buoni modelli posseggono un valore di Accuracy intorno al 70%.

Un'ulteriore metodologia adottata per testare le performance di un modello consiste nella curva ROC ("Receiving Operating Characteristic"), illustrata in figura 5.6. Essa appare molto simile, dal punto di vista concettuale, alla curva di Gini.

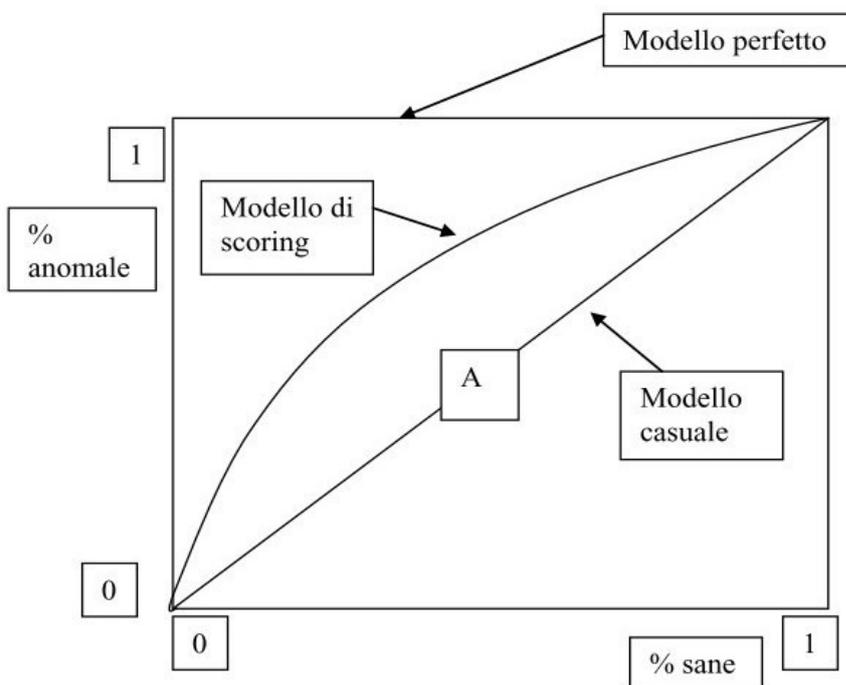


Figura 5.6 – curva ROC.

Il modello casuale è descritto dalla retta diagonale centrata nel grafico, mentre il modello perfetto, il modello senza alcun errore, è rappresentato dal segmento delimitante superiormente il grafico. L'area compresa tra il segmento che delimita inferiormente il grafico e la diagonale del modello casuale ha valore 0,5 (50%). L'area tra il modello di scoring effettivo, descritto dalla curva sovrastante la retta del modello casuale, e il segmento che delimita inferiormente il grafico varrebbe 1 (100%) se il modello di scoring applicato risultasse perfetto. I sistemi basati sui modelli realistici hanno quindi quest'area compresa tra 0,5 e 1 e sono tanto migliori quanto essa sarà prossima all'unità.

Esiste una relazione che lega il valore di Accuracy calcolato per un modello alla curva ROC e consiste in:

$$Accuracy = 2 * ROC - 1 = 2 * (ROC - 0,5)$$

Anche per la metodologia facente capo alla curva ROC, ci si può imbattere in errate classificazioni delle osservazioni o delle imprese considerate da parte del modello. Esse sono identiche a quelle evidenziate per la matrice di classificazione, come mostrato in figura 5.7.

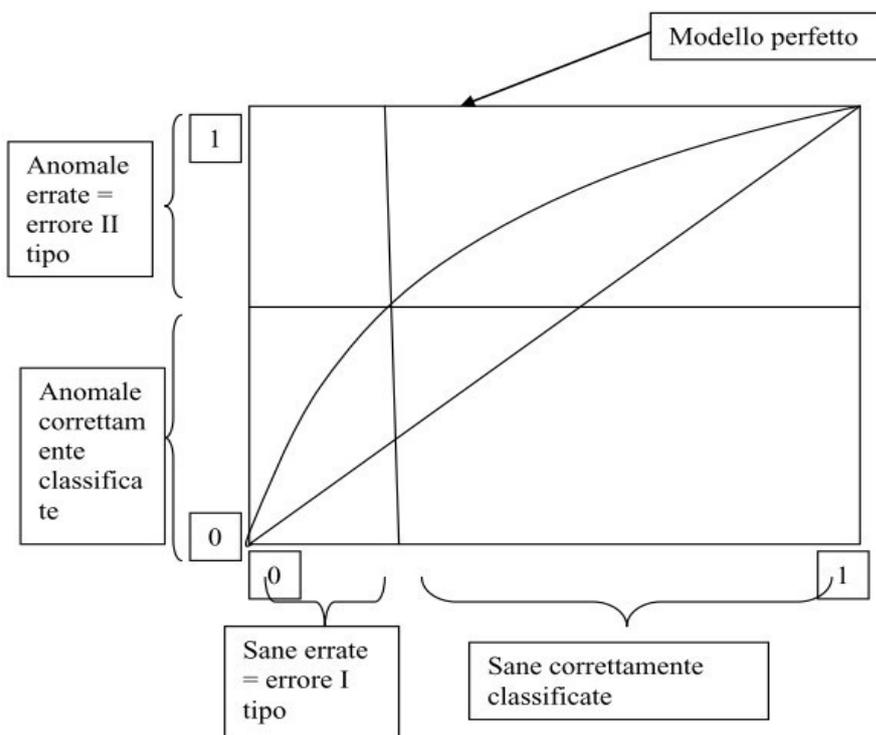


Figura 5.7 – Errori classificativi per la metodologia riguardante la curva ROC.

6. Illustrazione dei dati

6.1 Le imprese presenti all'interno del dataset

Il settore scelto, come analizzato precedentemente, ha presentato diverse difficoltà e un andamento economicamente altalenante e per nulla stabile. Infatti, le imprese ad esso appartenenti, per lo più piccole-medio imprese (SMEs), sono state spesso soggette, nel corso del tempo, a scenari di depressione e a eventi reiterati di default e proprio per questo, il settore tessile rappresenta un settore perfetto per un'analisi improntata al setacciamento delle imprese zombie, delle tracce della loro presenza e delle conseguenze che comportano. Il settore tessile, come già visto nei capitoli precedenti, è assimilabile a un macro-settore, uno dei più grandi, storicamente più sviluppati e ramificati del nostro Paese, che conta migliaia di imprese, comprendente tutto il settore manifatturiero relativo, molto spesso anche il settore moda e abbigliamento e in alcune analisi, ma non in questo caso, è associato anche con il settore degli accessori. Per questo si è deciso di valutare il dataset di imprese italiane del settore tessile presenti nel database Bureau van Dijk's Amadeus della

banca dati AIDA. Quest'ultima ha fatto sì che si entrasse in possesso di un campione di dati molto esteso e soprattutto dettagliato, comprendente imprese presenti su tutto il suolo italiano di cui si sono ottenuti i bilanci aziendali per una finestra temporale di quasi un decennio (2009-2018). Le imprese considerate in questo dataset sono 7021 e sono accomunate dal cosiddetto "codice ATECO". Questo codice ha la funzione di classificare le aziende italiane per l'attività economica svolta. Le imprese del dataset considerato sono identiche, per quanto riguarda il codice ATECO, fino alla seconda cifra. Infatti, il codice ATECO si compone di sei cifre e il codice ATECO di riferimento per il settore tessile è 130000: la prima cifra, cioè il numero 1, identifica un'impresa che opera nel settore manifatturiero italiano, mentre la seconda cifra, ovvero il numero 3, considera l'impresa in questione come facente parte dell'industria tessile. Per esempio, un codice ATECO 132000 sta a identificare un'impresa che opera nell'industria manifatturiera, in particolare nel settore tessile e che si occupa solamente della fase di tessitura. Nel caso dei dati del campione preso in considerazione, tutte le imprese sono accomunate da un codice ATECO uguale nelle prime due cifre, ovvero, come appena visto, 1 e 3.

I dati anagrafici riguardanti le imprese sono relativi a:

- la ragione sociale ovvero la denominazione dell'impresa;
- l'anno di costituzione;
- il Comune, la Provincia e la Regione della sede legale dell'impresa;
- il codice ISTAT di Comune, Regione e Provincia (il codice ISTAT è un codice identificativo necessario a classificare l'impresa secondo l'area geografica);
- la forma giuridica (S.P.A.; S.R.L; S.A.P.A.; S.A.S. ecc.);
- il codice fiscale dell'impresa;
- se il bilancio sia consolidato o meno;
- se il bilancio rispetta i principi contabili internazionali IFRS ((International Financial Reporting Standards);
- la tipologia del bilancio: abbreviato o dettagliato;
- il codice ATECO 2007 dell'impresa;
- lo stato giuridico;
- se l'impresa risultasse quotata o meno;
- l'eventuale procedura/cessazione che l'impresa a carico dell'impresa;
- le date di inizio e di conclusione dell'eventuale procedura/cessazione a carico dell'impresa.

Tramite l'utilizzo dello strumento Microsoft PowerBI, è possibile ottenere delle analisi quantitative sull'anagrafica delle imprese presenti nel campione preso in esame.

La maggior parte delle imprese presenti nel dataset presentano come forma giuridica quella di società a responsabilità limitata (S.R.L.) o varie sfaccettature giuridiche della stessa (S.R.L. a socio unico e semplificata). Una buona fetta di altre aziende del campione sono annoverate invece come società per azioni (S.P.A.) o legalmente simili (figura 6.1).

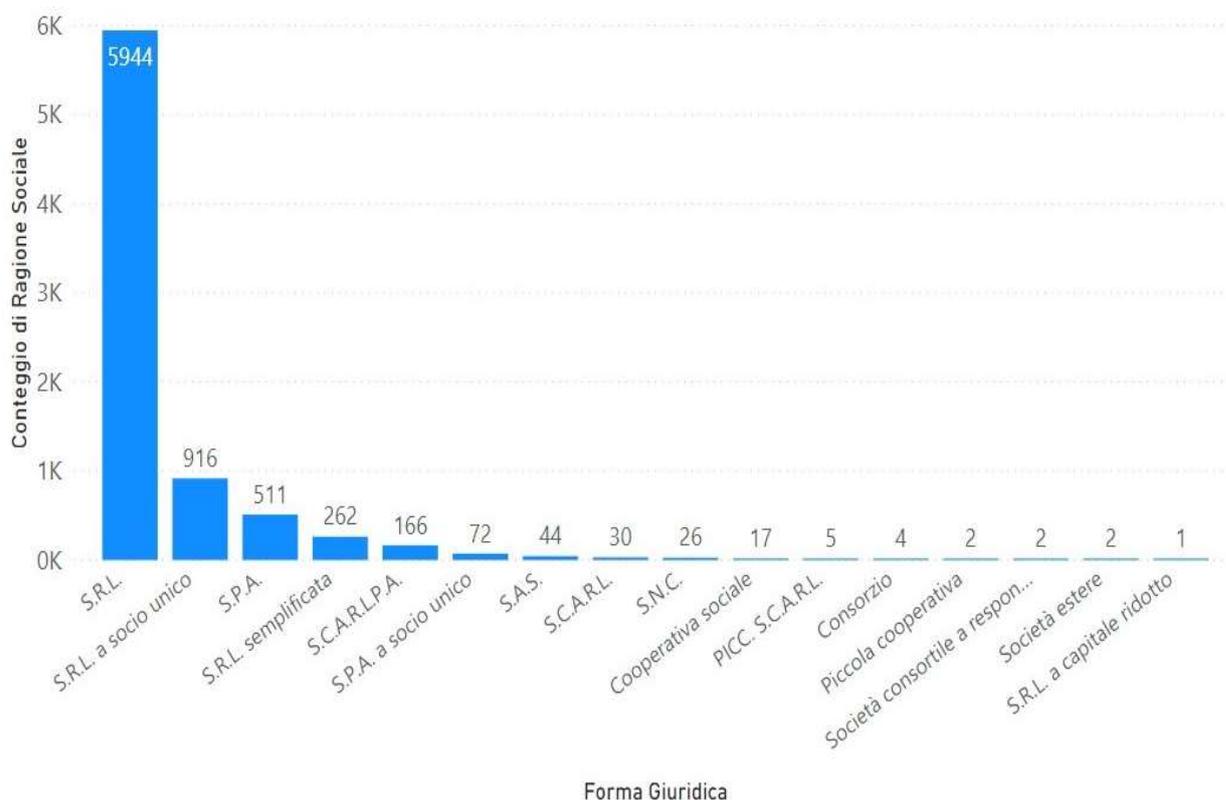


Figura 6.1 – Ammontare imprese per tipologia di forma giuridica.

Le aziende del settore tessile preso in esame sono geograficamente distribuite sul territorio italiano, anche se non in modo uniforme. Infatti, la maggior parte di esse è concentrata massivamente in regioni come la Lombardia (30,83%), la Toscana (25,94%), regione, quest'ultima, di grande tradizione storica e di importanza fondamentale per lo sviluppo del settore. Altre regioni italiane, anch'esse di storica tradizione per il settore come il Veneto e il Piemonte, fanno registrare rispettivamente l'8,2% e l'8,24% (figura 6.2).

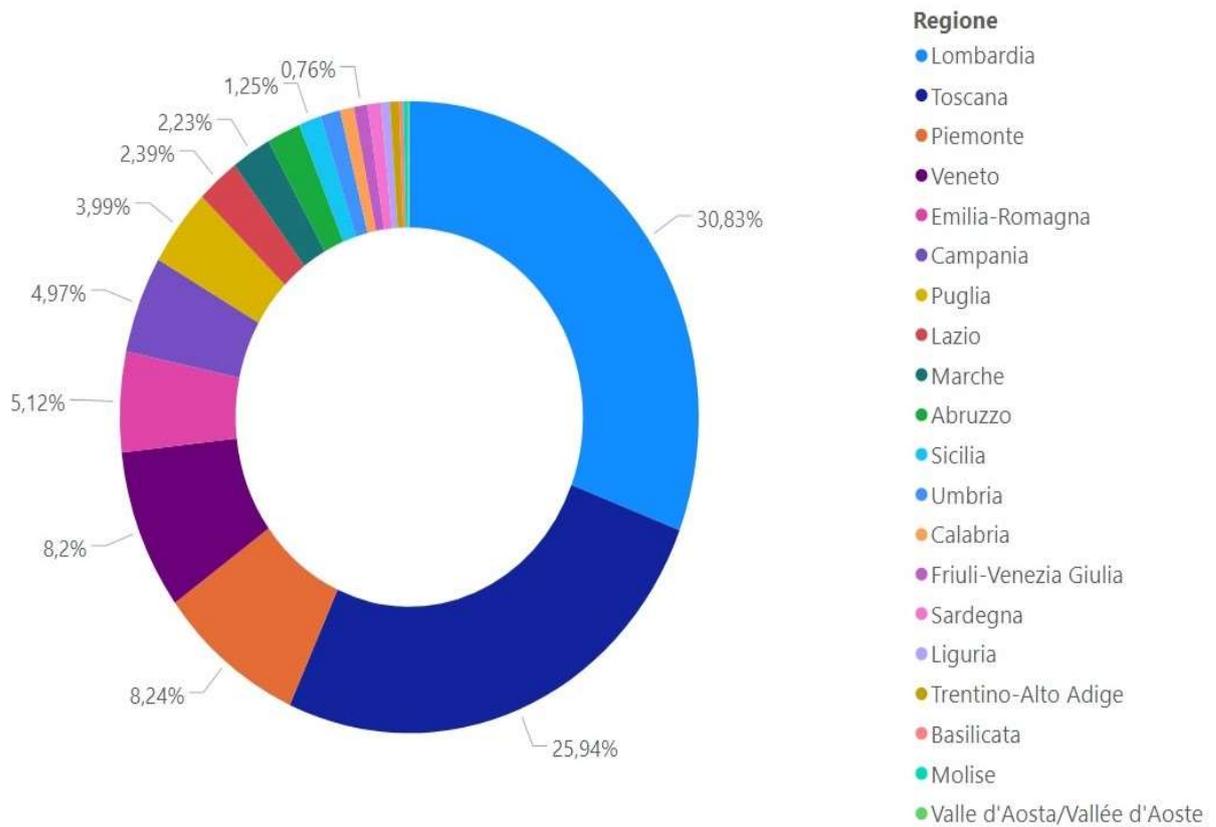


Figura 6.2 – Ammontare imprese per regione.

L'evoluzione temporale del settore denota come la maggior parte delle imprese presenti nel dataset siano di nuova formazione, con un trend esponenzialmente crescente per quanto riguarda la il tasso di costituzione d'impresa nel settore tessile italiano a partire dalla fine degli anni '60 del ventesimo secolo. Infatti, fino alla metà del secolo scorso, il settore era praticamente in mano a poche imprese di grande tradizione, alcune con storia addirittura centenaria o più (figura 6.3).

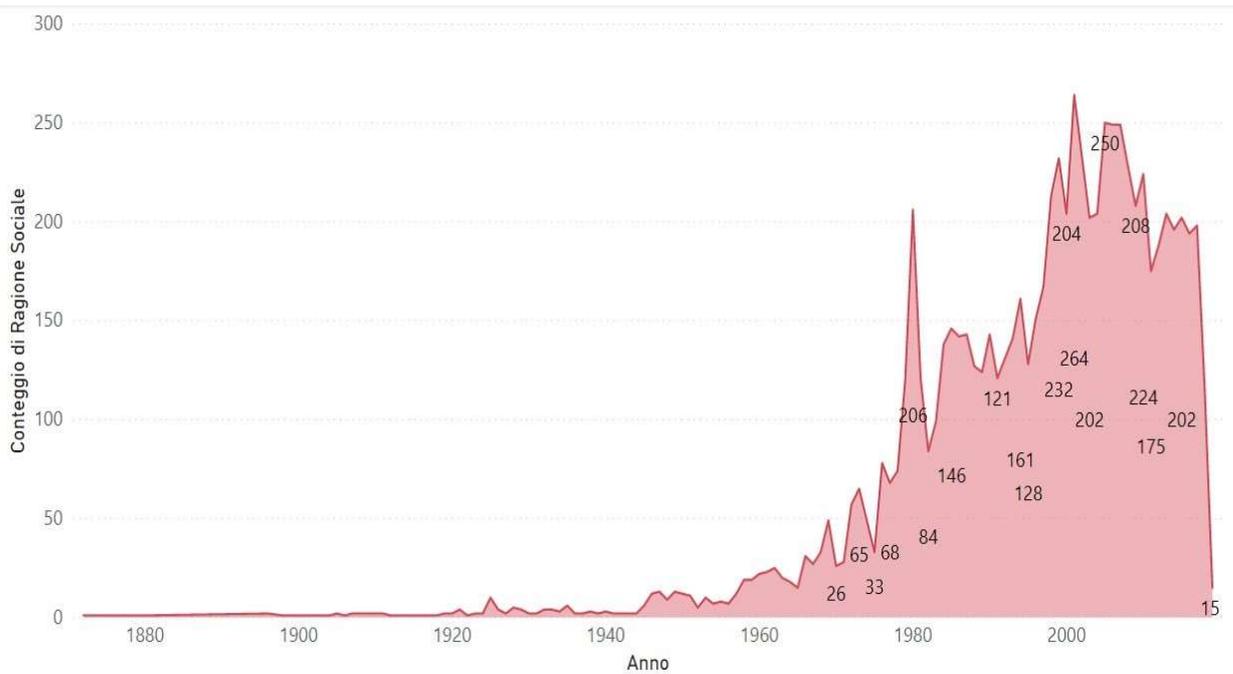


Figura 6.4 – Evoluzione storia del tasso di costituzione delle imprese nel settore tessile italiano.

Infine, come mostrato in figura 6.4, la maggior parte delle imprese componenti il dataset analizzato sono attive e operanti nel settore tessile italiano (63,03%). Una quota non indifferente di imprese ha invece dichiarato la cessazione nel corso della finestra temporale considerata (12,33%) e un 9,58% di aziende si trova in stato di liquidazione.

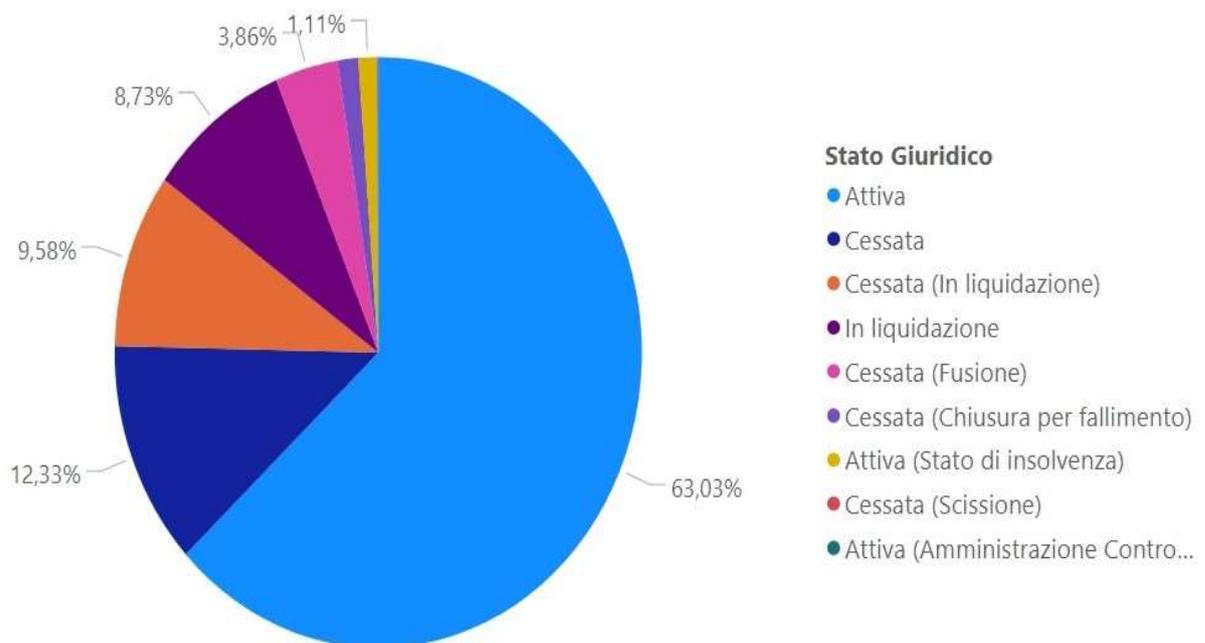


Figura 6.4 – Quote percentuali delle varie tipologie di forme giuridiche per le imprese nel settore tessile italiano.

6.2 Valutazione e correzioni del campione

I dati scaricati dal database Bureau van Dijk's Amadeus della banca dati AIDA comprendono anche i dati relativi ai bilanci economici aziendali, con tutte le voci appartenenti allo Stato Patrimoniale (Attivo e Passivo) e al Conto Economico per una finestra temporale che va dal 2009 al 2018.

La valutazione di dati del campione, una volta inseriti in un file di controllo Microsoft Excel apposito, è iniziata osservando e classificando gli eventuali eventi riguardante lo stato di salute dell'impresa attraverso 4 diversi flag:

- *flag=0* : indica una società che non presenta particolari segnalazioni e si può quindi considerare come società sana;
- *flag=1* : società anomala;
 - Concordato preventivo
 - Fallimento
 - Amministrazione giudiziaria
 - Chiusura del fallimento
 - Altre cause
 - Liquidazione giudiziaria
 - Motivo non precisato
 - Stato di insolvenza
 - Sequestro giudiziario
 - Concordato fallimentare
 - Amministrazione controllata
 - Cancellazione per comunicazione piano di riparto
 - Amministrazione straordinaria
 - Chiusura per fallimento o liquidazione
 - Decreto cancellazione tribunale
 - Scioglimento per atto dell'autorità
 - Sequestro conservativo di quote
 - Bancarotta
- *flag 2* : società sana in condizione particolari;
 - Liquidazione volontaria
 - Scioglimento e liquidazione
 - Scioglimento

- Chiusura della liquidazione
- Cessazione di ogni attività
- Cancellata d'ufficio ai sensi art. 2490 c.c. (bilancio di liquidazione)
- Liquidazione
- Scioglimento e messa in liquidazione
- Chiusura per liquidazione
- Scioglimento senza messa in liquidazione
- Cessazione dell'attività nella provincia
- Cessazione d'ufficio
- *flag 3* : società sana in condizioni particolari;
 - Fusione mediante incorporazione in altra società
 - Scissione
 - Trasferimento sede all'estero
 - Fusione mediante costituzione di nuova società
 - Cessione azienda
- *flag 4* : società sana in condizioni;
 - Cessata
 - Cancellata dal registro delle imprese
 - Trasferimento in altra Provincia
 - Cancellata d'ufficio a seguito di istituzione CCIAA (Camera di Commercio, Industria, Artigianato e Agricoltura) di Fermo, Monza ecc.

Nel file Excel di destinazione dei dati anagrafici ed economici ottenuti grazie al database presente nella banca dati AIDA, successivamente analizzato e studiato, tutti i dati delle aziende sono ordinati con una numerazione crescente di osservazione, e ogni ragione sociale d'impresa ha anch'essa una numerazione identificativa crescente. Inoltre, per ogni ragione sociale, i singoli bilanci economici sono ordinati in modo crescente per la serie storica considerata.

Ogni riga del file Excel in questione, contiene la singola osservazione dell'anagrafica e dei valori economico-finanziari di una determinata impresa in un certo anno dell'intervallo temporale considerato. Mentre le colonne del file rappresentano in prima battuta tutte le voci di ordinamento e di anagrafica di tutti i dati di tutte le imprese e successivamente le voci dei bilanci economici, singole e aggreganti, da quelle relative allo stato patrimoniale a quelle riguardanti il conto economico.

Non appena inseriti nel primo foglio del file Excel di destinazione, tutte le celle contrassegnate dal valore “non disponibile” (nd) sono stati sostituiti dal valore nullo affinché le analisi e la correzione dei valori economici, grazie al secondo foglio adibito appositamente al controllo dei dati relativi allo stato patrimoniale e al conto economico delle aziende considerate e al calcolo degli indici economici, avvenga nel modo corretto. Inoltre, è stato anche necessario epurare il database dalle osservazioni relativi ai bilanci inesistenti, ovvero quelle registrazioni contabili di una certa impresa in un dato anno aventi la voce “attivo netto” o “totale dell’attivo” nullo.

Nel secondo foglio del file Excel, dedicato all’analisi dei bilanci, per quanto concerne la valutazione della correttezza dei dati dell’attivo dello stato patrimoniale delle imprese presenti nel primo foglio, si è andati a osservare se la somma di tutte le voci economiche dell’attivo coincidesse con l’aggregazione “attivo netto”, composto a sua volta da parametri aggreganti come il “totale delle immobilizzazioni” e “attività correnti”, al netto di “crediti vs soci”, “azioni proprie” e “azioni proprie in partecipazioni”. Prima di giungere a queste ultime aggregazioni totali, si è valutato la corretta aggregazione per le voci delle immobilizzazioni (materiale, immateriali e finanziarie), delle rimanenze, della liquidità e dei crediti entro l’esercizio corrente.

Successivamente, l’analisi del passivo ha avuto la funzione principale di osservare la quadratura tra il valore dell’attivo netto” e il valore del “passivo netto”, quest’ultimo fattore finale aggregante del “patrimonio netto” (somma delle voci riguardanti il capitale versato, tutte le riserve comprese quelle di rivalutazione e del risultato netto o utile/perdita dell’esercizio corrente), dei “fondi di rischio e TFR (Trattamento di Fine Rapporto)”, dei “debiti oltre l’esercizio corrente” e delle “passività correnti”.

Infine, il check sulla correttezza del conto economico dei vari bilanci delle aziende ha nuovamente avuto lo scopo di verificare una valida aggregazione delle varie voci presenti in quella finale “utile/perdita di esercizio di pertinenza del gruppo”, attraverso il controllo di fattori aggreganti intermedi come i “ricavi d’esercizio”, il “valore aggiunto operativo” (il valore della produzione al netto dei consumi aziendali e dei costi dei servizi esterni di cui si è usufruito), l’EBITDA (Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization) o MOL (Margine Operativo Lordo) e l’EBIT (Earnings Before Interest and Taxes) o RO (Reddito Operativo), parametri questi utili anche e soprattutto nel calcolo di indici economici molto rilevanti e fondamentali nell’implementazione di un’analisi riguardante le imprese zombie.

7. Analisi ed elaborazione del dataset

7.1 Approcci d'indagine utilizzati in precedenza

In passato e negli studi visti da vicino nei capitoli precedenti, l'indagine sulle imprese zombie è stata variegata, con gli studiosi coinvolti che si sono dedicati non solo a quantificarne l'ammontare ma ad approfondire i legami di questo particolare fenomeno con il mercato di appartenenza, con il settore bancario e l'impatto sull'economia reale.

Il primo framework degno di nota fu quello proposto da Peek e Rosengren (2003), i quali hanno utilizzato un modello di regressione logistica (funzione logit) per analizzare la connessione tra lo scarso indice di salute di banche e imprese con l'aumento della probabilità di concessione creditizia, da parte delle banche, a imprese in difficoltà come quelle zombie (incentivo allo zombie lending) e quanto tutto ciò fosse collegato al fenomeno dei keiretsu tra banche e imprese nell'economia giapponese degli anni '90.

Successivamente, Ricardo J. Caballero, Takeo Hoshi e Anil K. Kashyap (2006) hanno proposto un nuovo e più complesso approccio di successo, in quanto è stato utilizzato in altre analisi postume. Esso consisteva nella combinazione di una funzione di classificazione zombie per una data impresa detta "membership function", in grado di assegnare un valore di zombiness, quindi un certo grado, a una certa impresa, in un intervallo compreso tra 0 e 1, e una funzione di basata sull'interest rate gap nell'anno considerato, in grado di fornire solamente come output i valori 0 se l'impresa in questione risultasse non zombie e 1 al contrario.

Mariassunta Giannetti e Andrei Simonov (2009), con il loro approfondimento sulla recessione economica giapponese, hanno proposto invece un approccio basato sul "difference-in-difference" framework. Esso consiste in una tecnica econometrica e adatta all'analisi quantitativa che permette di misurare un "trattamento" (per esempio la concessione di un prestito a una data impresa) confrontando le variazioni intervenute nella dinamica delle performance di due gruppi di soggetti (quelli soggetti al trattamento e quelli no) tenendo conto che i due gruppi, pur simili sotto varie caratteristiche, possano differire ancor prima dell'applicazione del trattamento. Per cui, tramite questa tecnica è possibile studiare l'effetto del dato trattamento su una variabile di tipo continuo (per esempio nel caso di questo particolare studio la ricapitalizzazione degli istituti bancari) e le variazioni relative a quest'ultima rispetto a una data tendenza fondo (un'altra caratteristica presa in considerazione per l'implementazione, in questo caso per esempio le policy finanziarie ed economiche adottate dal governo giapponese dell'epoca).

Il lavoro del team composto da V.Acharya, T.Eisert, C.Eufinger e C.Hirsch è stato uno dei primi a utilizzare un approccio econometrico basato sulla regressione lineare multipla, utilizzata, nel loro caso, per studiare la connessione le iniezioni di capitale (“windfall gains”) delle Outright Monetary Transactions (OMT), mirate alla ricapitalizzazione del settore bancario, e l’aumento del fenomeno dello zombie lending e il non miglioramento della salute degli istituti creditizi.

In molti altri studi successivi e nei restanti lavori relativi al fenomeno delle imprese zombie menzionati nei capitoli precedenti, si è fatto largo uso di framework basati sulla regressione lineare multipla, in quanto metodo di efficace implementazione, modificabile e molto adattabile in base alle esigenze e alle circostanze.

7.2 Modalità e procedura di elaborazione dei dati

Le modalità scelte per l’elaborazione e lo studio dei dati hanno lo scopo di individuare le imprese zombie tra quelle facenti parte del dataset considerato, si fonda sull’utilizzo della regressione logistica. Avendo già sottolineato ed evidenziato le peculiarità e il funzionamento della regressione logistica nei capitoli precedenti, essa è in grado e ha lo scopo, in questo particolare studio, di classificare una data impresa come zombie tramite la variabile dipendente di risposta attraverso l’analisi di variabili esplicative indipendenti che in questo caso, coincidono con degli indicatori economici di bilancio con funzione descrittiva per le imprese. Infatti, il primo step di elaborazione per il campione di imprese del settore tessile è stato quello di ottenere diversi indici e parametri fondamentali per ogni bilancio disponibile per ogni impresa nella finestra temporale considerata, come:

- indicatori di redditività: EBITDA/Ricavi, EBIT/Ricavi, Utile corrente/Ricavi, Risultato netto rettificato/Ricavi, EBITDA/AN, ROA, ROE, ROE ante imposte;
- indicatori di produttività e struttura operativa: valore aggiunto operativo/ricavi, consumi/costi operativi, servizi esterni/costi operativi, costo del lavoro/costi operativi, ammortamenti materiali/costi operativi ecc.;
- indicatori di liquidità e struttura finanziaria: AC/PC, AC al netto del magazzino/PC, Liquidità/PC, Capitale Circolante/AN, Patrimonio netto/AN, (Riserve + Utile)/AN, Patrimonio netto tangibile/AN, Patrimonio netto/debiti totali, OF/Ricavi, OFN/Ricavi, OFN/EBIT, OFN/EBITDA, OFN/AN, Autofinanziamento Lordo/AN,

Debiti totali/VA, Debiti totali/Ricavi, Debiti totali/EBITDA, Debiti finanziari/EBITDA ecc..

Gli indicatori ottenuti sono stati fondamentali nell'indagine delle imprese zombie, in quanto sono stati utilizzati in modo diretto o in successive misurazioni di altri indici necessari nell'applicazione dei criteri di zombiness proposti. Proprio l'applicazione di ognuno di questi criteri, porta all'acquisizione del relativo flag zombie per ogni osservazione (quindi per ogni bilancio economico di una data impresa in un certo anno), ovvero un valore uguale a uno se l'impresa è classificata come zombie in quel dato anno da quel determinato criterio o uguale zero nel caso contrario.

Dopo aver ottenuto tutti gli indicatori economici utili e fondamentali per ogni osservazione, si è proceduto nell'esclusione, per tutte le variabili successivamente impiegate nei vari modelli predittivi d'indagine zombie proposti, degli "outliers". Essi consistono in quelle osservazioni in cui la variabile in questione assume un valore superiore al 95esimo percentile della distribuzione dei valori assunti dalla variabile stessa o un valore inferiore al quinto percentile. In parole povere, gli outliers si identificano con quelle osservazioni di una data variabile in cui quest'ultima assume un valore troppo elevato o troppo piccolo in grado di compromettere e di portare a delle inconsistenze nei risultati delle regressioni.

Inoltre, si è andati a calcolare, tramite semplici funzioni Excel, la matrice di correlazione di tutte gli indicatori presi in considerazione dai modelli (tabella 7.1).

Tabella 7.1 – Matrice di correlazione tra le variabili utilizzate nei criteri d'indagine zombie.

	ROA	ROI	DebtTot/PN	Interest Rate Gap	OF-EBIT	OFN-EBIT	Debt Servicing Capacity	(EBIT/AN)-Prime	(EBITDA/AN)-Prime	EBIT IRC	IRC	VA/Dip	DebFin/EBIT T	DebtTot/EBITDA	Età	UtileCorrente/Ricavi
ROA	1	0,548043	-0,276226	0,058651	-0,52757	-0,5169	0,37077	0,991924	0,949589836	0,505194	0,396807	0,4525916	0,1116202	-0,743855696	-0,0444	0,6285294
ROI		1	-0,042501	0,149371	-0,35141	-0,34033	0,3665	0,541905	0,539609793	0,408898	0,339127	0,2479074	-0,079853	-0,488684823	-0,137802	0,28170138
DebtTot/PN			1	-0,00221	0,25656	0,265469	-0,18805	-0,272485	-0,276269796	-0,19348	-0,19495	-0,253927	0,0955553	0,340695805	-0,229888	-0,1982721
Interest Rate Gap				1	-0,01637	-0,01598	0,2574	0,059936	0,070147384	-0,0231	-0,07079	0,0758524	-0,157467	-0,097880944	-0,025299	0,04878268
OF-EBIT					1	0,980671	-0,29805	-0,528045	-0,514518685	-0,37392	-0,30731	-0,569726	0,0331724	0,528483012	-0,066206	-0,3513793
OFN-EBIT						1	-0,28932	-0,506901	-0,49310055	-0,3598	-0,29717	-0,575178	0,0304956	0,508392119	-0,09025	-0,3441628
Debt Servicing (EBIT/AN)-Prime							1	0,369291	0,383984901	0,667465	0,730059	0,1994119	-0,18922	-0,36754956	-0,029686	0,23938575
(EBITDA/AN)-Prime								1	0,95805021	0,50855	0,399267	0,4531667	0,1197183	-0,747799679	-0,054055	0,6244646
EBIT IRC									1	0,500899	0,414438	0,4712205	0,1027324	-0,802431309	-0,072555	0,60815888
EBITDA IRC										1	0,900198	0,2585187	-0,064645	-0,458989499	-0,049352	0,36038935
VA/Dip											1	0,197414	-0,117428	-0,387705379	-0,033386	0,28021257
DebFin/EBIT												1	0,1049703	-0,514130934	0,1480645	0,36535935
DebtTot/EBITDA													1	-0,151919246	0,0198538	0,17083914
Età														1	0,0325978	-0,5446999
UtileCorrente/Ricavi															1	-0,0645043

Successivamente, lo step fondamentale dell'intera analisi risulta l'implementazione del framework predittivo basato sulla regressione logistica per ogni singolo modello applicato per l'indagine delle imprese zombie. Infatti, grazie a questo, si è in grado di ottenere una

funzione logistica in cui le variabili, identificabili con i parametri e gli indicatori specificati dal criterio, sono espresse tramite dei coefficienti numerici aventi un segno algebrico che deve essere concorde e coerente con il significato economico dell'indicatore o del parametro su cui si basa la variabile stessa, in relazione alla probabilità di accadimento del fenomeno preso in esame. In sostanza, il singolo coefficiente risultato dall'applicazione del framework predittivo basato sulla regressione logistica relativo alla singola variabile di un modello deve possedere un segno algebrico coerente con quello posseduto dal coefficiente di correlazione tra la suddetta variabile e la variabile dipendente considerata dallo stesso modello presente nella matrice di correlazione variabili-flag zombie (tabella 7.2). Se ciò non dovesse accadere, il modello dovrebbe essere rigettato. Per esempio, se maggiore è il valore di un indicatore di profittabilità di una certa impresa e minore risultasse della probabilità di classificazione zombie della stessa, allora il segno del coefficiente della variabile esprime il suddetto indicatore di profittabilità dovrà rivelarsi negativo. Al contrario, una variabile con impatto economico positivo sulla probabilità di classificare una certa impresa come zombie, ovvero un incremento del valore della stessa provoca la crescita della probabilità di classificazione zombie, apparirà con un coefficiente di segno algebrico positivo nella funzione logistica risultante.

Tabella 7.2 – Matrice di correlazione tra le variabili utilizzate nei criteri d'indagine zombie e i flag zombie.

	zombie1	zombie2.1	zombie2.2	zombie2.3	zombie3.1	zombie3.2	zombie4.1	zombie4.2	zombie5	zombie6.1	zombie6.2	zombie6.3	zombie7.1	zombie7.2
ROA	-0,312455942	-0,310662	-0,327662	0,0225989	-0,551259	-0,38175	-0,310601	-0,47746	-0,250151	-0,0022	-0,003126	0,002403	-0,62137	-0,6292842
ROI	-0,35497629	-0,150778	-0,193209	-0,009199	-0,596449	-0,40197	-0,126002	-0,23536	-0,174969	-0,050153	-0,049366	-0,028997	-0,426787	-0,4296352
Interest Rate Gap	-0,037242626	-0,087813	-0,089847	-0,013186	-0,07125	-0,08701	-0,09878	-0,08586	-0,190652	-0,068792	-0,068277	-0,006352	-0,017379	-0,0141174
OF-EBIT	0,261216903	0,1960258	0,259612	0,0054075	0,3896656	0,265418	0,1688158	0,27276	0,1910294	0,057475	0,057839	0,047744	0,4681485	0,4626442
OFN-EBIT	0,253095537	0,1870262	0,242792	0,0059572	0,381335	0,259186	0,1625832	0,264892	0,1866555	0,051468	0,051645	0,042877	0,4423061	0,4500254
Debt Servicing Capacity	-0,120781546	-0,145941	-0,155173	-0,005328	-0,247904	-0,16918	-0,127454	-0,19171	-0,106133	-0,068547	-0,065365	-0,035975	-0,248714	-0,2490969
(EBIT/AN)-Prime	-0,312847507	-0,31876	-0,337709	0,0250967	-0,549483	-0,38357	-0,317156	-0,48301	-0,255367	-0,011876	-0,011835	0,000654	-0,627935	-0,6288469
(EBITDA/AN)-Prime	-0,292062654	-0,348885	-0,354479	0,0114351	-0,561511	-0,40012	-0,343737	-0,50288	-0,253331	-0,055607	-0,052708	-0,020717	-0,602821	-0,601793
EBIT IRC	-0,1656604	-0,205652	-0,232413	0,0193998	-0,328212	-0,23305	-0,195978	-0,29276	-0,244528	-0,020877	-0,019844	-0,021691	-0,433784	-0,4278747
EBITDA IRC	-0,130893186	-0,179686	-0,184083	0,0122173	-0,273397	-0,19203	-0,156166	-0,2276	-0,143192	-0,04092	-0,038842	-0,035676	-0,288697	-0,2887125
VA/Dip	-0,150536297	-0,277095	-0,251904	-0,037776	-0,359047	-0,26692	-0,324465	-0,49634	-0,173415	-0,019016	-0,019751	-0,039366	-0,351532	-0,3502928
DebFin/EBIT	-0,182993601	-0,178532	-0,149967	0,0689489	-0,327201	-0,22341	-0,157588	-0,20452	-0,161842	0,41494	0,429798	0,290552	-0,379524	-0,3732779
DebTot/EBITDA	0,353524818	0,4153081	0,424757	0,0701127	0,7166615	0,492327	0,3830599	0,540699	0,3081424	0,124416	0,124575	0,095016	0,6932021	0,6869729
Età	0,044422933	0,1343767	0,169725	0,0011504	0,053592	0,086306	0,1161972	0,124544	0,052589	0,035144	0,037638	0,022249	0,084563	0,0773869
DebTot/PN	0,121111575	0,1146341	0,089444	0,072427	0,0573827	0,035574	0,1328474	0,166514	0,1094771	0,03435	0,033041	0,051222	0,1094771	0,1517811
UtileCorrente/Ricavi	-0,26887463	-0,337237	-0,328496	0,0253735	-0,429278	-0,36416	-0,394993	-0,52812	-0,25223	0,044065	0,039743	0,006002	-0,25223	-0,4837573

Per l'implementazione pratica di ogni modello basato sulla regressione logistica si è fatto uso del software di compilazione statistica "R". Definito un file contenente il database da analizzare di formato ".csv" ("file con valori delimitati da separatore di elenco"), in cui sono presenti tutte le osservazioni numerate, il riferimento temporale dell'osservazione, l'identificativo della singola impresa, i vari flag di classificazione zombie trovati grazie all'applicazione dei vari criteri proposti e tutti gli indicatori e i parametri utilizzati e specificati da quest'ultimi.

È importante sottolineare come all'interno di questo file contenente il database, affinché esso sia correttamente leggibile dal software R, non devono essere presenti celle o colonne vuote e come i dati numerici delle varie colonne devono essere senza alcun errore evidenziato e i nomi delle intestazioni delle colonne leggibili, senza spazi o caratteri particolari.

Il file è importato e letto in R tramite il comando:

```
Dataset <- read.csv2("file.csv").
```

Una volta letto il file, la regressione logistica è definita grazie al comando:

```
modelloX <- glm(flagX ~ A + B + ...; data=Dataset; family=binomial (link=logit))
```

dove all'interno della variabile *modelloX* si va ad implementare una funzione di tipo *glm* ("generalized linear model"), dove il *flagX* in questo caso corrisponde al flag zombie, e variabili *A*, *B*, ecc. sono i parametri e gli indicatori utilizzati dal criterio di valutazione, *data=Dataset* sta a indicare la sorgente dei dati da analizzare, *family=binomial* esprime la tipologia della distribuzione della variabile esplicativa *Y* della regressione logistica, in questo caso dicotomica o binaria (distribuzione binomiale), mentre *link=logit* sta a esprimere la tipologia di modello di regressione logistica implementato, ovvero quello logit. I risultati e l'output della regressione logistica, da cui si è in grado di valutare la significatività statistica del modello, il coefficiente del modello stesso e l'entità dei coefficienti relativi alle varie variabili, sono ottenibili tramite i comandi:

```
summary(modelloX);
```

```
coef(modelloX).
```

Presi i vari coefficienti ottenuti dagli output, si calcola il valore logit o "score" per ogni osservazione del database:

$$\text{logit} = \alpha + \beta * A + \gamma * B + \dots$$

dove α rappresenta la costante o coefficiente del modello, mentre β , γ ecc. indicano i coefficienti delle variabili analizzate nel modello con relativo segno algebrico.

Le osservazioni con valore logit minori di zero corrisponderanno a delle osservazioni zombie per un'impresa in un dato anno.

Per quanto riguarda la bontà di adattamento di ogni modello predittivo, essa sarà valutata ed espressa tramite il calcolo del valore di Accuracy, grazie al confronto i flag zombie pre

e post applicazioni dei vari framework di regressione logistica. Inoltre, per i modelli risultati con migliore valore di Accuracy, sarà mostrata la relativa curva ROC ottenuta sempre col il software R.

Come ultimo step, saranno riportati i risultati per ogni modello di indagine proposto, espressi dalle osservazioni risultate corrette ovvero dalle osservazioni risultate sotto lo status zombie sia prima che dopo l'applicazione dei modelli di regressione logistica, attraverso stime numeriche e grafici.

7.3 Modelli e criteri proposti

I modelli predittivi d'indagine delle imprese zombie sviluppati in questo lavoro e applicati al database di imprese italiane del settore tessile a disposizione, si basano su delle rivisitazioni e su degli adattamenti dei criteri visionati nei capitoli precedenti, tratti dai lavori già analizzati e visti da vicino, redatti da team di vari studiosi da tutto il mondo. Queste metodologie fanno spesso capo a criteri d'indagine fondati sulla combinazione di parametri e fattori relativi la profittabilità, la redditività, l'indebitamento, la produttività e il tasso d'investimento della singola impresa in un dato anno o in un intervallo temporale. Se considerati insieme a misure relative al tasso d'interesse pagato da quest'ultima, al proprio ammontare dei debiti finanziari e a variabili apposite esprimenti la disponibilità creditizia posseduta, si riesce anche a dipingere un quadro sulla situazione e sulla rischiosità creditizia dell'impresa. Sono spesso presi in considerazione dai vari criteri anche parametri anagrafici come l'età che, se combinanti a valutazioni temporalmente estese di indicatori economici rilevanti nell'indagine zombie, permettono di escludere dalla classificazione le imprese più giovani e recenti presenti sul mercato, che spesso possono avere tassi d'indebitamento alti a causa degli elevati investimenti affrontati.

I criteri di definizione zombie da cui si è preso spunto sono stati in precedenza testati e applicati a database ben più grossi e consistenti rispetto quello utilizzato per questa analisi. Gli studiosi menzionati nei capitoli precedenti, in effetti, hanno avuto l'opportunità di poter esaminare le imprese zombie e lo zombie lending in modo più approfondito e in un raggio d'azione molto più ampio rispetto quello considerato in questo approfondimento, avendo avuto a disposizione un quantitativo di dati di gran lunga superiore, comprendente osservazioni sui crediti concessi alle imprese, sulla capitalizzazione degli istituti bancari e, in certi casi, persino sugli spread dei derivati creditizi (Credit Default Swap) posseduti da quest'ultimi. Infatti, come già constatato, in molti casi le implicazioni del fenomeno

zombie sono state osservate e studiate dal punto di vista bancario e della regolamentazione, testando quanto la scarsa solidità bancaria e si è proporzionata all'incentivo dello zombie lending e quanto hanno influito sul fenomeno le scelte in materia di policy economica. Inoltre, in tanti altri approfondimenti, la questione delle imprese zombie si è studiata anche dal punto di vista dell'economia reale, misurando l'impatto del fenomeno sugli indicatori macroeconomici.

I criteri d'indagine proposti e sviluppati per classificare una singola impresa i , appartenente al settore tessile italiano tra il 2009 e il 2018, come zombie al tempo t , sono:

- I. Rapporto tra Utile Corrente e Ricavi < 0 per due anni consecutivi;
ROI < 0 ;
EBIT Interest Coverage Ratio = Rapporto tra EBIT e Oneri Finanziari < 1 ;
Leverage = in questo caso identificato con il rapporto tra Debiti Totali e Patrimonio Netto > 1 .

- II. IIa. Età ≥ 10 anni;
EBITDA Interest Coverage Ratio = Rapporto tra EBITDA e Oneri Finanziari < 1 per tre anni consecutivi;

- IIb. Età ≥ 10 anni;
EBIT Interest Coverage Ratio < 1 per tre anni consecutivi;

- IIc. ROA = Rapporto tra EBIT e Total Assets $>$ PRIME = Tasso d'interesse pagato da un'impresa quotata AAA sul mercato al tempo t ;
Leverage = in questo caso identificato con il Debt-to-EBITDA \geq Valore medio della stessa misura di Leverage per le imprese del database andate in default nel 2017;

- III. IIIa. ROA < 0 ;
ROI < 0 ;
Debt Servicing Capacity = Rapporto tra EBITDA e Debiti Finanziari $< 5\%$;

- IIIb. ROA < 0 ;
ROI < 0 ;
Debt Servicing Capacity $< 5\%$ per due anni consecutivi;

- IV. IVa. Età > 10 anni;
 Produttività Media = Valore Aggiunto generato dal singolo dipendente < 3;
 EBIT Interest Coverage Ratio < 1 per tre anni consecutivi;
- IVb. Età > 10 anni;
 Produttività Media < 3;
 EBIT Interest Coverage Ratio < 1;
- V. ROA < 0;
 Interest Rate Gap o Spread = (Tasso d'interesse pagato dall'impresa i al tempo t –
 Tasso d'interesse pagato da un'impresa quotata AAA sul mercato al tempo t) < 0.
- VI. VIa. ROA = Rapporto tra EBITDA e Total Assets < PRIME;
 Leverage = in questo caso identificato con il rapporto tra Debiti Finanziari
 ed EBIT > 40% del valore medio della stessa misura di Leverage per le
 imprese del database andate in default nel 2017;
- VIb. ROA < PRIME;
 Leverage > 60% del valore medio della stessa misura di Leverage per le
 imprese del database andate in default nel 2017;
- VIc. EBITDA Interest Coverage Ratio < 1;
 Leverage > Valore medio della stessa misura di Leverage per le imprese del
 database andate in default nel 2017.
- VII. Interessi passivi netti = Differenza tra Oneri e Proventi finanziari > EBIT;
 EBIT Interest Coverage Ratio < 0;

8. Risultati e Output

8.1 Modello I

Il primo modello proposto, il modello I, coniuga al proprio interno diversi criteri di ispezione per le imprese zombie. Esso considera, per la classificazione di un'impresa zombie, un indicatore di redditività come il rapporto tra gli Utili Correnti e i Ricavi conseguiti minore di zero per due anni consecutivi, un indicatore riguardante la profittabilità degli investimenti effettuati come il ROI negativo, un indicatore relativo alla disponibilità creditizia come l'EBIT Interest Coverage Ratio inferiore a uno e un indicatore di Leverage espresso dal rapporto tra Debiti Totali e Patrimonio Netto superiore all'unità.

Considerando l'output statistico del modello I:

```
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.8253 -0.3211 -0.2563 -0.1519  2.4716

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)   -3.0531643  0.0310312 -98.390 < 2e-16 ****
UtileCorrente_su_Ricavi -0.6855098  0.0439114 -15.611 < 2e-16 ****
ROI           -6.4544026  0.1147829 -56.231 < 2e-16 ****
EBIT_IRC      -0.0022872  0.0005098  -4.486 7.24e-06 ****
DebTot_su_PN   0.0315605  0.0024317  12.979 < 2e-16 ****
---
Signif. codes:  0 '****' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26436 on 47625 degrees of freedom
Residual deviance: 19156 on 47621 degrees of freedom
AIC: 19166
```

Number of Fisher Scoring iterations: 6

Si nota come i segni algebrici dei coefficienti delle variabili di questo modello siano concordi con i segni dei coefficienti di correlazione, presenti nell'apposita matrice di correlazione (tabella 7.1), tra le suddette variabili e il flag zombie considerato. Ciò significa che il significato economico di queste variabili nel modello sia adeguatamente considerato. Si sottolinea come tutte le variabili del modello I siano significative con un livello di significatività $\alpha=5\%$ e $\alpha=1\%$ in quanto il valore del *p-value* di ogni variabile è praticamente tendente a zero. Inoltre, ciò è anche riscontrabile confrontando il valore assoluto dello *z-value* di ogni variabile, rappresentato dal rapporto tra il coefficiente stimato per la variabile e lo *Std. Error* relativo, con il valore del quantile, a livello di

significatività $1-\alpha$, della distribuzione normale standard, che nei casi di $1-\alpha=95\%$ e $1-\alpha=99\%$ ha rispettivamente valore pari a 1,96 e 2,58. Per questo modello, gli z -value presi in valore assoluto di tutte le variabili coinvolte risultano superiori a questi ai valori dei quantili, a supporto della significatività delle suddette variabili.

Il modello logit risultate dall'applicazione di questo modello è:

$$\text{logit} = -3.0531643 - 0.6855098 * (\text{Utile Corrente/Ricavi}) - 6.4544026 * \text{ROI} \\ - 0.0022872 * (\text{EBIT IRC}) + 0.0315605 * (\text{Debiti Totali/PN})$$

Il modello I ha valore di Accuracy pari a 71,08%. Se ne è riportata la curva ROC in figura 8.1.

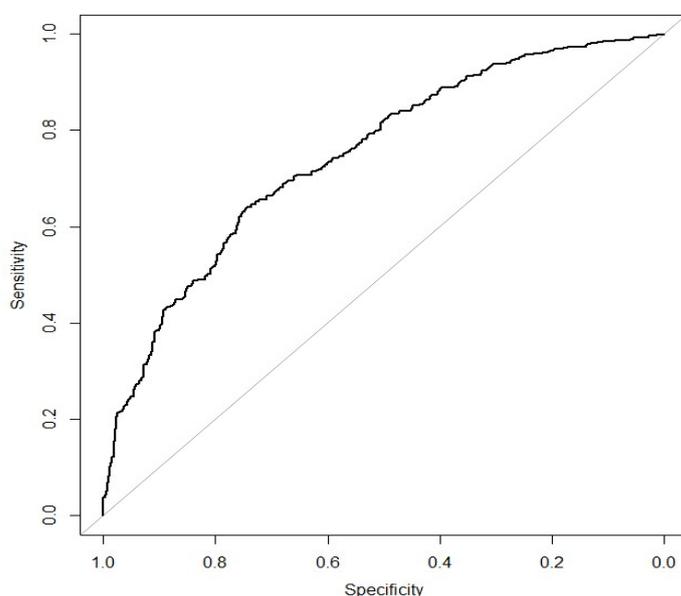


Figura 8.1 – Curva ROC modello I.

I risultati ottenuti e confermati dalle stime date dall'applicazione del modello predittivo I di regressione logistica sono riassunti e mostrati nelle figure 8.2, 8.3, 8.4. Essi si rivelano non molto espansi e distribuiti tra le osservazioni componenti il dataset e le imprese al proprio interno ed evidenziano una classificazione zombie positiva per circa il 7,95% del totale delle osservazioni, con picchi riscontrati nel 2010 e nel 2013. Circa il 13% delle imprese del dataset considerato sono state classificate come zombie almeno due volte nella finestra temporale analizzata, mentre le imprese che sono risultate classificate come zombie almeno tre volte nella medesima finestra temporale sono circa il 7,51% del totale. Man mano che la numerosità di osservazioni zombie per singola impresa sale, la percentuale di imprese classificate come zombie si contrae, infatti, le società aventi almeno quattro occorrenze di classificazione zombie a proprio conto, quindi le società risultate

zombie per quasi la metà degli anni della finestra temporale considerata, sono il 4,13% del totale.

Queste stime e queste percentuali sono dovute possibilmente all'applicazione della combinazione di vari criteri di differente natura per l'indagine delle imprese zombie nel dataset e ciò può rivelarsi molto selettivo per ogni singola società analizzata, ma sicuramente questo approccio riesce a fornire dei risultati approfonditi e molto affidabili.

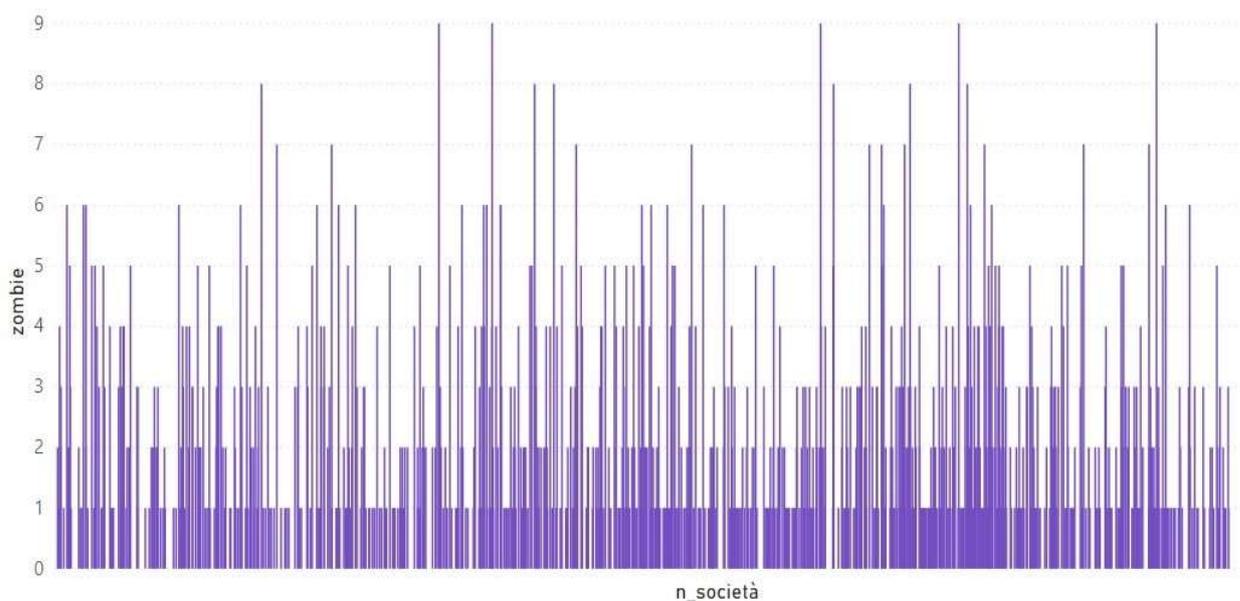


Figura 8.2 – Quantità di osservazioni zombie per singola società tra il 2009-2018 per il modello I.

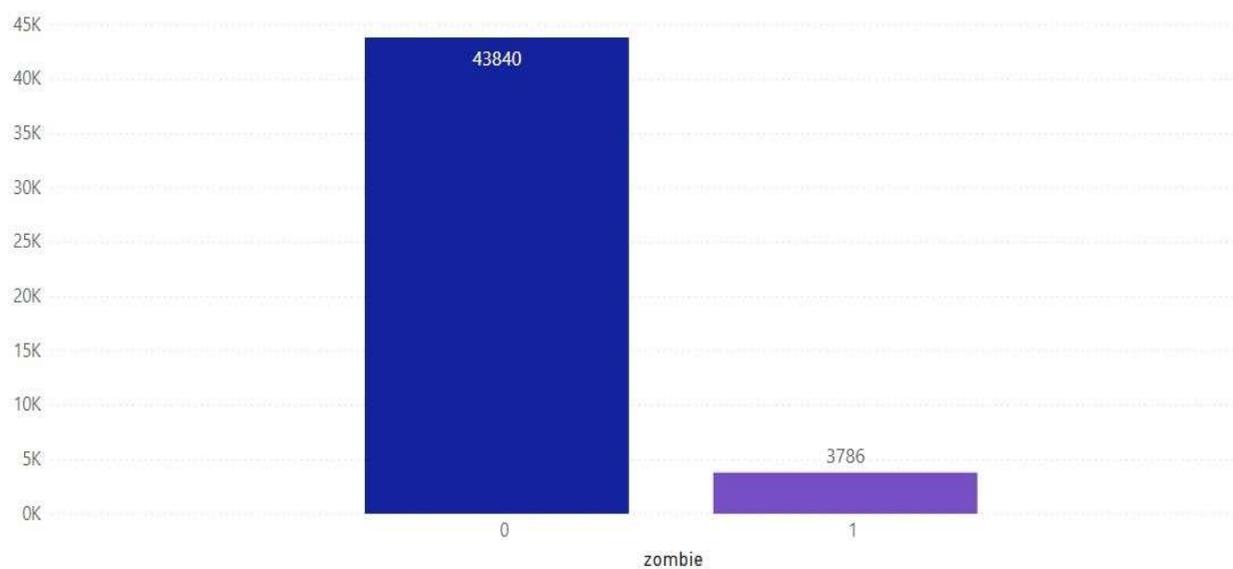


Figura 8.3 – Osservazioni zombie sul totale per il modello I.



Figura 8.4 – Andamento temporale delle osservazioni zombie per modello I tra il 2009 e il 2018.

8.2 Modello II

8.2.1 Modello IIa

La prima versione del secondo modello proposto profila come zombie un'impresa avente almeno dieci anni di età, quindi abbastanza esperta sul mercato in cui opera, con un indicatore della disponibilità a venire incontro ai propri impegni creditizi, l'EBITDA Interest Coverage Ratio, minore di uno per ben tre anni consecutivi.

La variabile relativa all'età ha sicuramente la funzione di riuscire ad escludere dall'indagine volta alla classificazione di una singola società come zombie quelle imprese giovani che possono avere determinati parametri economici sotto la soglia di criticità a causa dei costi e degli sforzi affrontati per entrare e riuscire a sopravvivere sul mercato.

Osservando l'output statistico del modello IIA:

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.0676	-0.4393	-0.3590	-0.1941	2.3373

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-2.8532175	0.0311210	-91.68	<2e-16	***
età	0.0223455	0.0008277	27.00	<2e-16	***
EBITDA_IRC	-0.0383029	0.0006527	-58.68	<2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance:	30689	on 47625	degrees of freedom
Residual deviance:	25398	on 47623	degrees of freedom
AIC:	25404		

Number of Fisher Scoring iterations: 7

Si sottolinea come i segni algebrici dei coefficienti delle variabili di questo modello siano concordi con i segni dei coefficienti di correlazione tra le suddette variabili e il flag zombie considerato da questo modello, per cui le variabili rispettano il significato economico degli indici e dei parametri che rappresentano all'interno del modello. Inoltre, tutte le variabili del modello IIA risultano significative per entrambi livelli di significatività $\alpha=5\%$ e $\alpha=1\%$, essendo il valore del *p-value* di ogni variabile è praticamente tendente a zero. La significatività delle variabili considerate da questo modello è confermata anche dalla superiorità del valore assoluto dello *z-value* di ogni variabile, dato dal rapporto tra il coefficiente stimato per la variabile e lo *Std. Error* relativo, con il valore del quantile, a livello di significatività $1-\alpha$, della distribuzione normale standard, che nei casi di $1-\alpha=95\%$ e $1-\alpha=99\%$ ha rispettivamente valore pari a 1,96 e 2,58.

Il modello logit risultate dall'applicazione di questo modello è:

$$\text{logit} = -2.8532175 + 0.0223455 * \text{Età} - 0.0383029 * (\text{EBITDA IRC})$$

Il modello Iia ha valore di Accuracy pari a 72,56% e ne è riportata la curva ROC in figura 8.5.

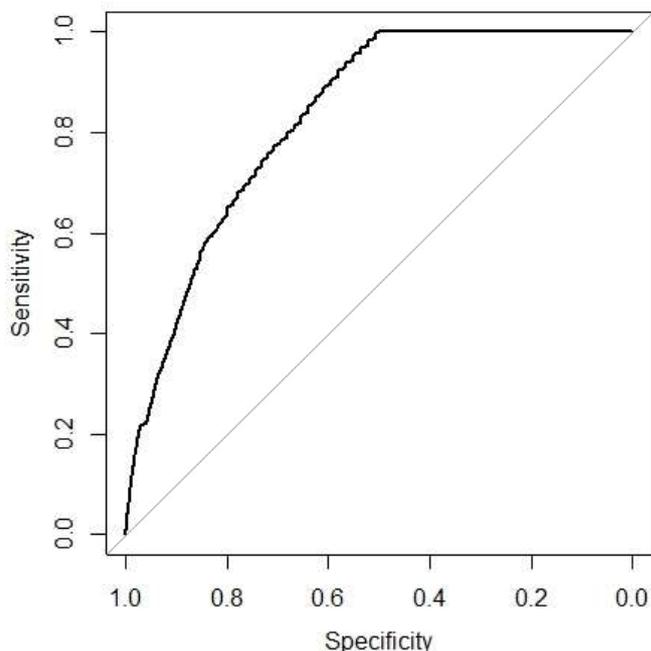


Figura 8.5 – Curva ROC modello Iia.

I risultati ottenuti dall'applicazione del modello sono riassunti ed evidenziati nelle figure 8.6, 8.7, 8.8. Si evince che circa il 9,89% delle osservazioni del dataset è stato classificato come zombie, con picchi di osservazione nel 2011 e nel 2014, mentre non si sono riscontrate osservazioni positive a questo criterio zombie nel biennio 2009-2010. Le osservazioni zombie ottenute sono abbastanza distribuite tra le imprese del dataset, infatti quasi il 15,1% delle imprese presenti nel dataset considerato sono risultate zombie almeno due volte nella finestra temporale analizzata, mentre le imprese che sono risultate classificate come zombie almeno tre volte nella medesima finestra temporale sono circa il 10,45% del totale. Invece, se si considerassero le società del dataset con almeno quattro occorrenze di classificazione zombie a proprio conto, quindi le società risultate zombie per quasi la metà degli anni della finestra temporale considerata, esse risulterebbero quasi il 7,75% del totale. Tutto questo è a supporto del fatto che si è andati a considerare nell'analisi una variabile di indagine relativa all'età delle imprese e nel dataset, come visto in qualche capitolo precedente, la maggior parte di imprese considerate non sono di nuova costituzione e sono radicate nel settore e nei rispettivi territori di origine già da vari decenni.

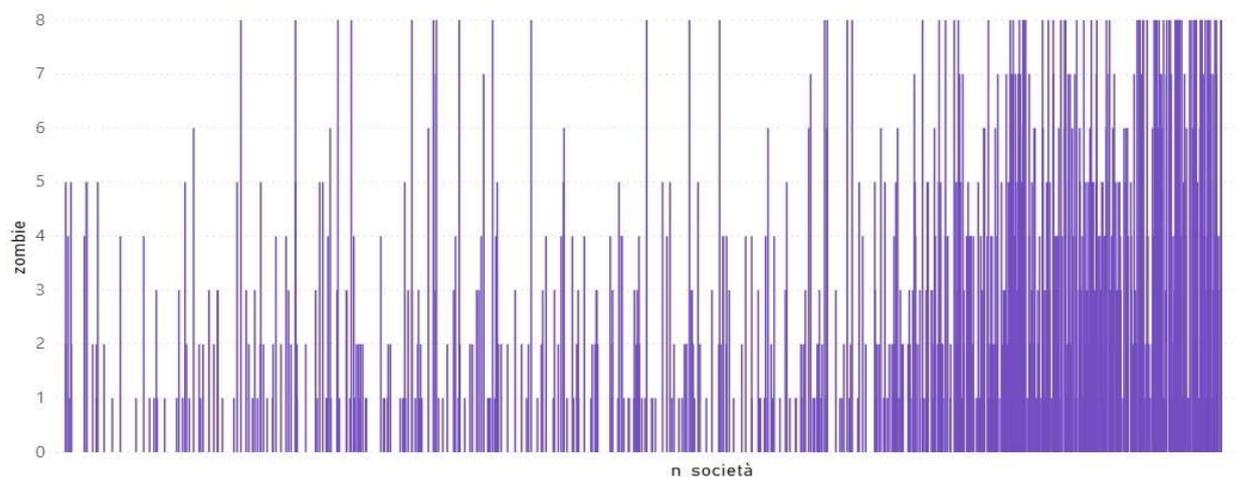


Figura 8.6 – Quantità di osservazioni zombie per singola società tra il 2009-2018 per il modello IIa.

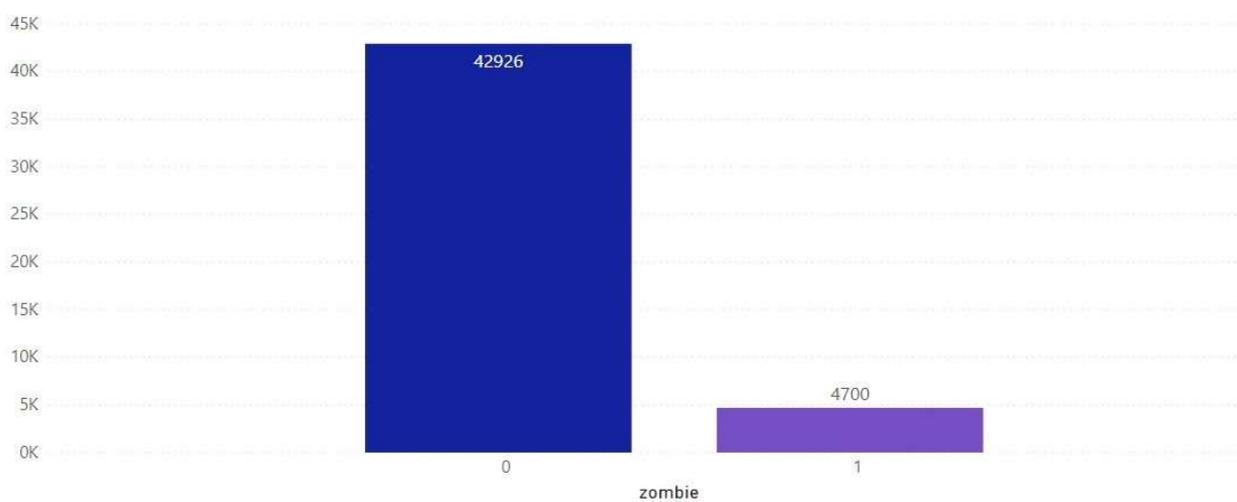


Figura 8.7 – Osservazioni zombie sul totale per il modello IIa.

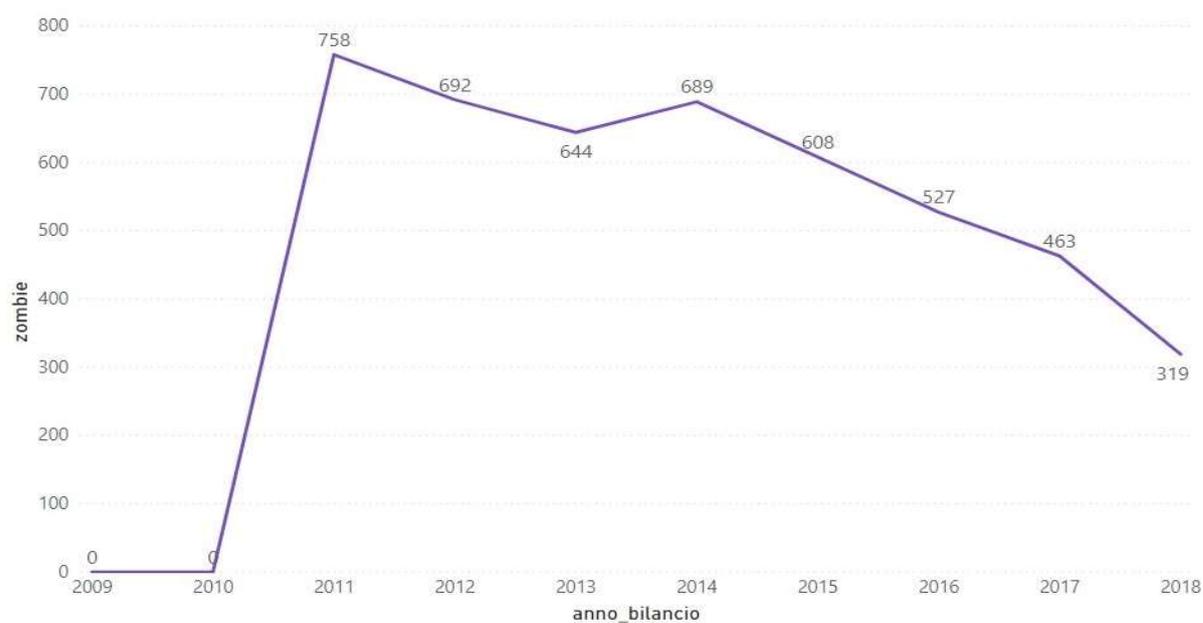


Figura 8.8 – Andamento temporale delle osservazioni zombie per modello IIa tra il 2009 e il 2018.

8.2.2 Modello IIb

La seconda versione del secondo modello proposto permette di identificare come zombie un'impresa avente almeno dieci anni di età, quindi un'impresa matura e non più giudicabile come giovane, con un indicatore di disponibilità creditizia, l'EBIT Interest Coverage Ratio, quantitativamente più restrittivo rispetto il medesimo considerato dalla versione precedente, minore di uno per ben tre anni consecutivi.

Come nel caso del modello IIa, la variabile relativa all'età ha lo scopo di evitare la classificazione zombie per imprese giovani e da poco presenti sul mercato.

Prendendo in considerazione l'output statistico del modello IIb:

```
Deviance Residuals:
  Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.4127 -0.5316 -0.4348 -0.3009  2.2246

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -2.6159207   0.0269928  -96.91  <2e-16 ***
età          0.0247621   0.0007319   33.83  <2e-16 ***
EBIT_IRC    -0.0216492   0.0003921  -55.22  <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 38126 on 47625 degrees of freedom
Residual deviance: 33097 on 47623 degrees of freedom
AIC: 33103

Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

Si riesce a osservare come i segni algebrici dei coefficienti delle variabili di questo modello siano concordi con i segni dei coefficienti di correlazione tra le suddette variabili e il flag zombie considerato da questo modello, per cui le variabili rispettano il significato economico degli indici e dei parametri che rappresentano all'interno del modello. Inoltre, tutte le variabili del modello IIb risultano significative per entrambi livelli di significatività $\alpha=5\%$ e $\alpha=1\%$, essendo il valore del *p-value* di ogni variabile è praticamente tendente a zero. La significatività delle variabili considerate da questo modello è confermata anche dal confronto del valore assoluto dello *z-value* di ogni variabile (il rapporto tra il coefficiente stimato per la variabile e lo *Std. Error* relativo), con il valore del quantile a livello di significatività $1-\alpha$ della distribuzione normale standard. Sia nel $1-\alpha=95\%$ che nel caso $1-\alpha=99\%$, in cui il quantile assume rispettivamente un valore pari a 1,96 e 2,58, il

valore assoluto dello *z-value* per tutte le variabili del modello risulta superiore a quest'ultimi due valori.

Il modello logit risultate dall'applicazione di questo modello è:

$$\text{logit} = -2.6159207 + 0.0247621 * \text{Età} - 0.0216492 * (\text{EBIT IRC})$$

Il modello IIa ha valore di Accuracy pari a 69,7% e ne è riportata la curva ROC in figura 8.9.

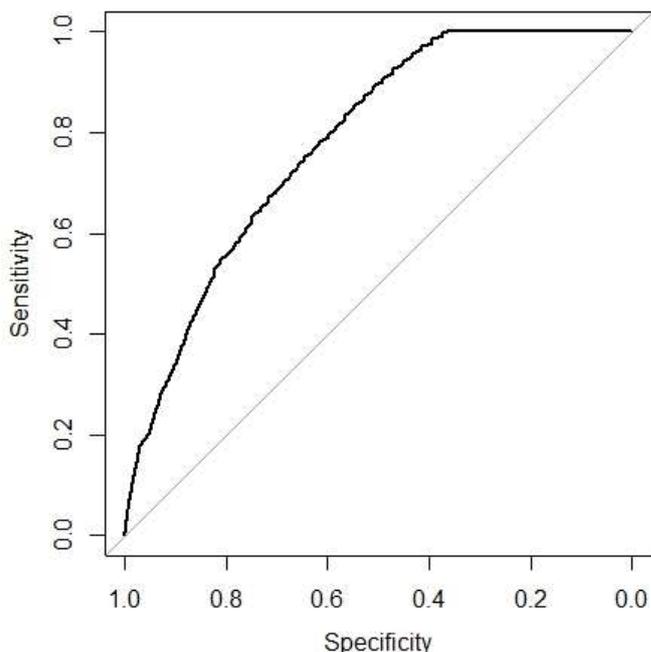


Figura 8.9 – Curva ROC modello IIb.

I risultati ottenuti dall'applicazione di questo modello predittivo sono riassunti ed evidenziati nelle figure 8.10, 8.11, 8.12. Si osserva come quasi il 13,74% delle osservazioni del dataset è stato classificato come zombie. Il trend temporale delle osservazioni zombie corrisponde esattamente con il medesimo relativo al modello IIa, con picchi di osservazione nel 2011 e nel 2014 e la totale assenza di osservazioni positive a questo criterio zombie nel biennio 2009-2010. Le osservazioni zombie sono molto distribuite e presenti per le imprese presenti nel dataset considerato, addirittura molto più rispetto i risultati della prima versione di questo modello. Ciò è anche dovuto alla considerazione della variabile età nell'indagine zombie in un dataset in cui la maggior parte delle imprese presenti risulta con una certa anzianità. Infatti, le società risultate zombie almeno due volte nella finestra temporale analizzata sono circa il 20,42%, mentre le imprese che sono risultate classificate come zombie almeno tre volte nella medesima finestra temporale sono circa il 14,78% del totale. Invece, se si considerassero le società

del dataset risultate zombie per quasi la metà degli anni della finestra temporale considerata, quindi con almeno quattro osservazioni a proprio carico, esse risulterebbero quasi il 11,21% del totale. Rispetto alla versione precedente del modello II, i risultati trovati da questa versione sono maggiori e molto più distribuiti rispetto il caso precedente. Questo a fondamento delle tesi avanzate da Rodano e Sette (2017) per le quali l'utilizzo dell'EBIT o dell'EBITDA nel calcolo dell'Interest Coverage Ratio porta a sostanziali differenze nei risultati ottenuti, con un modello fondato sull'EBIT IRC votato a classificare più imprese, anche quelle più giovani con investimenti più consistenti fatti per entrare e sopravvivere sul mercato, come zombie rispetto uno analogo basato sull'EBITDA IRC.

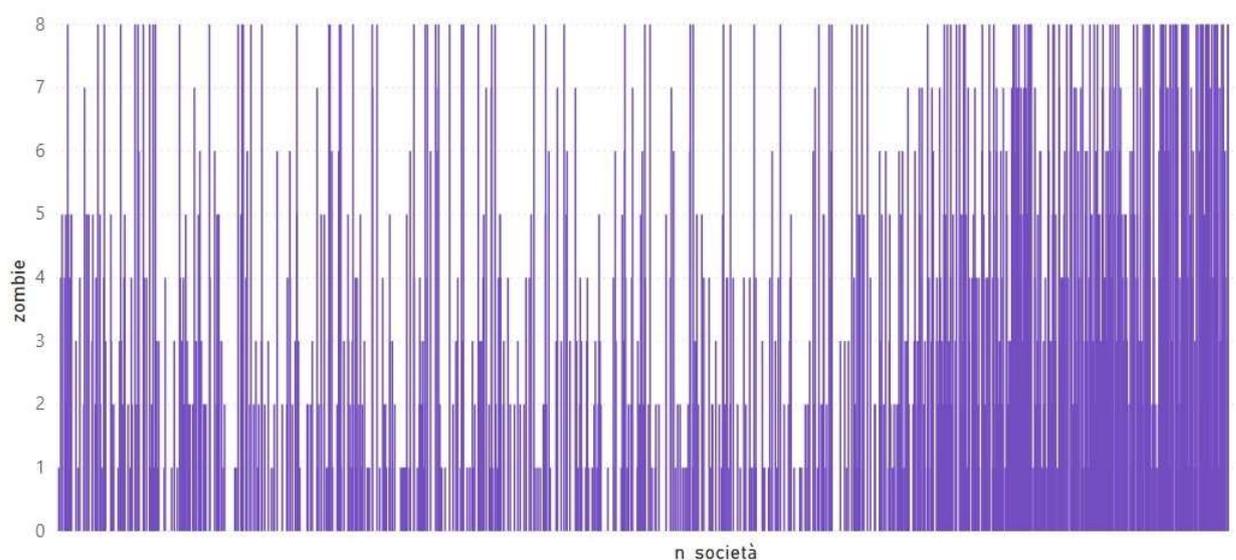


Figura 8.10 – Quantità di osservazioni zombie per singola società tra il 2009-2018 per il modello IIb.

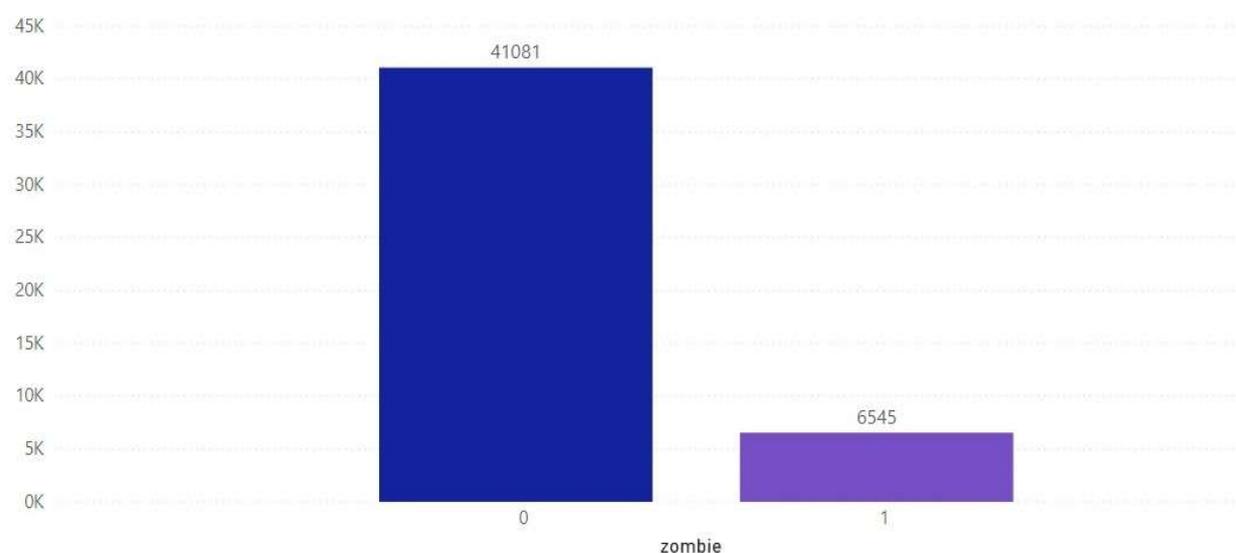


Figura 8.11 – Osservazioni zombie sul totale per il modello IIb.

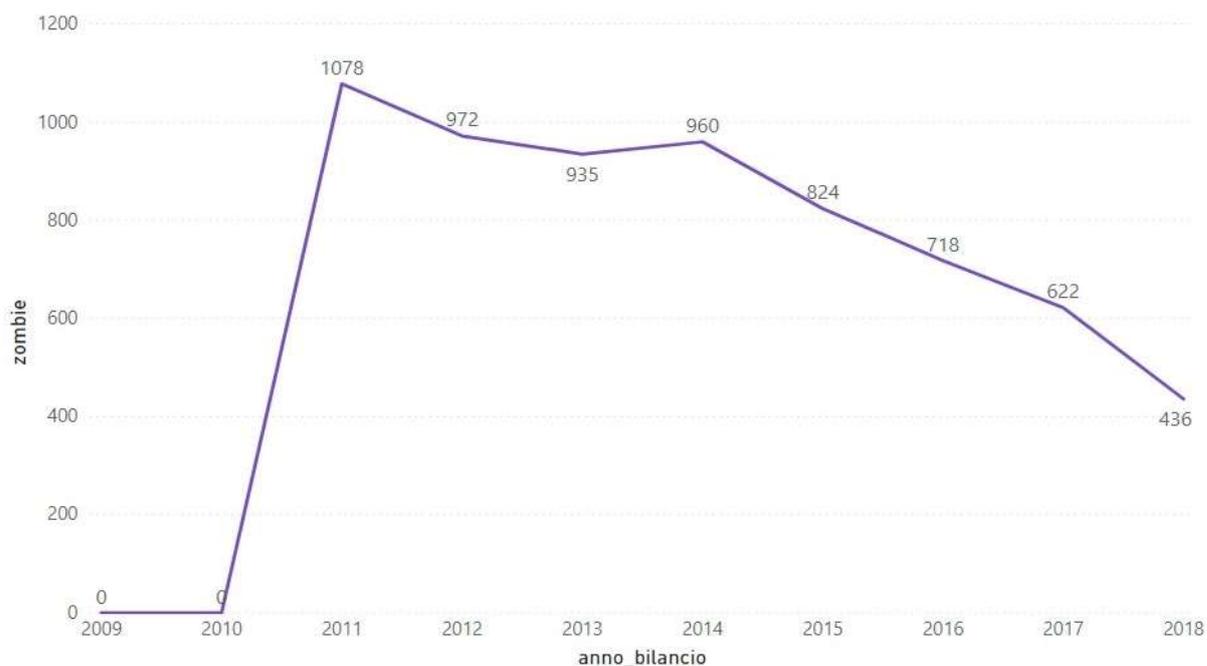


Figura 8.12 – Andamento temporale delle osservazioni zombie per modello IIb tra il 2009 e il 2018.

8.2.3 Modello IIc

La terza versione del secondo modello proposto si differenzia parecchio dalle prime due versioni dello stesso. Esso infatti, prende in considerazione due criteri basati rispettivamente su una misura della profittabilità della società in questione e quanto essa è in grado di esprimere una garanzia per l’adempimento dei propri obblighi creditizi e su un parametro di indebitamento o leverage. Un’impresa zombie è quindi identificata come quell’impresa avente una particolare tipologia di ROA, espresso dal rapporto tra l’EBIT e il Totale degli Asset posseduti dall’impresa, superiore al valore del tasso d’interesse pagato da un’impresa quotata AAA sul mercato in un dato anno, detto PRIME, e una misura standard di leverage, il “Debt-to-EBITDA”, superiore al valore medio della stessa misura di Leverage per le imprese del database andate in default nel 2017, ovvero l’anno precedente rispetto l’ultimo anno della finestra temporale considerata da questa analisi.

Prendendo in considerazione l'output statistico del modello IIC:

```

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-3.6327 -0.0085 -0.0006 -0.0001  3.6412

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)   -22.84835    1.40837  -16.22  <2e-16 ***
Delta_EBIT_su_AN_PRIME  77.51711    4.69844   16.50  <2e-16 ***
DebitiTotali_su_EBITDA   0.41666    0.02968   14.04  <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 1923.49  on 47625  degrees of freedom
Residual deviance:  832.84  on 47623  degrees of freedom
AIC: 838.84

Number of Fisher Scoring iterations: 13

```

Si sottolinea come, anche in questo caso, i segni algebrici dei coefficienti delle variabili di questo modello siano concordi con i segni dei coefficienti di correlazione tra le suddette variabili e il flag zombie considerato da questo modello, rappresentando correttamente il significato economico degli indici e dei parametri rappresentati dalle variabili all'interno del modello. Inoltre, tutte le variabili del modello IIC risultano significative per entrambi i livelli di significatività $\alpha=5\%$ e $\alpha=1\%$, essendo il valore del *p-value* di ogni variabile è praticamente tendente a zero. La significatività delle variabili considerate da questo modello è confermata anche dal confronto del valore assoluto dello *z-value* di ogni variabile, espresso dal rapporto tra il coefficiente stimato per la variabile e lo *Std. Error* relativo, con il valore del quantile a livello di significatività $1-\alpha$ della distribuzione normale standard. Sia nel $1-\alpha=95\%$ che nel caso $1-\alpha=99\%$, in cui il quantile assume rispettivamente un valore pari a 1,96 e 2,58, il valore assoluto dello *z-value* per tutte le variabili del modello risulta superiore a quest'ultimi due valori.

Il modello logit risultate dall'applicazione di questo modello è:

$$\text{logit} = -22.84835 + 77.51711 * (\text{EBIT/Tot. Assets} - \text{PRIME}) + 0.41666 * (\text{Debiti Totali/EBITDA})$$

Il valore relativo all'Accuracy del modello IIC è del 65,09%.

I risultati ottenuti dall'applicazione del modello sono riassunti ed evidenziati nelle figure 8.13, 8.14, 8.15. Il modello in questione risulta molto selettivo e restrittivo nell'indagine delle osservazioni zombie nel dataset, infatti, circa solo il 2,74% risulta classificata come zombie. L'andamento temporale delle osservazioni zombie risulta naturalmente differente rispetto i medesimi relativi alle versioni precedenti del modello II, con picchi di osservazione riscontrabili nel biennio 2016-2017 e una zona di depressione delle osservazioni zombie raccolte corrispondente al triennio 2011-2013.

Le società risultate zombie almeno due volte nella finestra temporale analizzata sono circa il 4,02%, mentre le imprese che classificate come zombie almeno tre volte nella medesima finestra temporale sono circa l'1,47% del totale. Come già osservato, se si andasse a considerare le società del dataset risultate zombie per quasi la metà degli anni della finestra temporale considerata, quindi con almeno quattro osservazioni a proprio carico, la percentuale andrebbe ancora di più a diminuire, risultando quasi lo 0,45% del totale delle osservazioni.

Vista la non indifferente selettività delle osservazioni trovate e la distribuzione di quest'ultime tra le imprese del dataset che risulta quantitativamente e sostanzialmente minore rispetto altri modelli osservati, si nota come possibilmente la comparazione di una variabile relativa alla profittabilità dell'impresa con un parametro target legato a un alto standard creditizio per l'impresa stessa, combinato nell'analisi a un indicatore di leverage, non risponda in modo efficace all'indagine delle imprese zombie e alla classificazione zombie oppure non si adatti particolarmente alle caratteristiche economiche delle società del settore tessile italiano presenti in questo dataset.

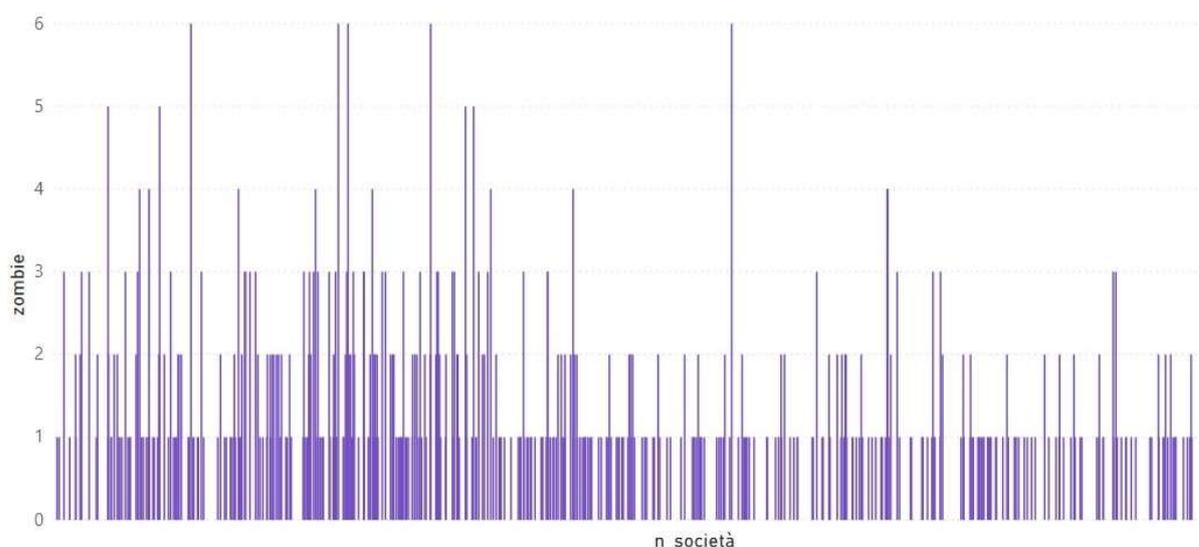


Figura 8.13 – Quantità di osservazioni zombie per singola società tra il 2009-2018 per il modello IIc.

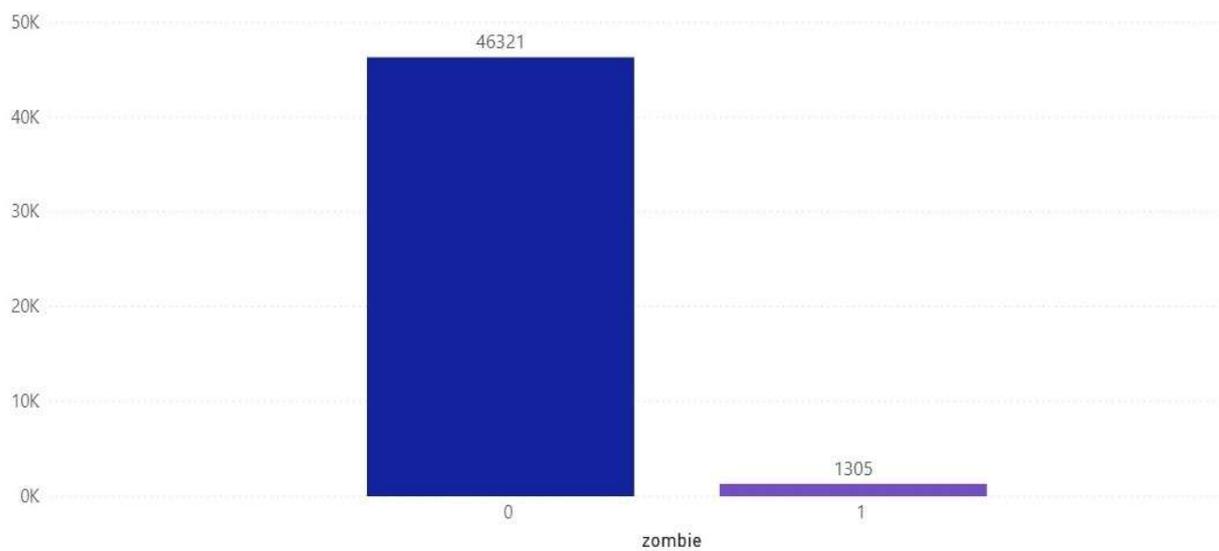


Figura 8.14 – Osservazioni zombie sul totale per il modello IIc.

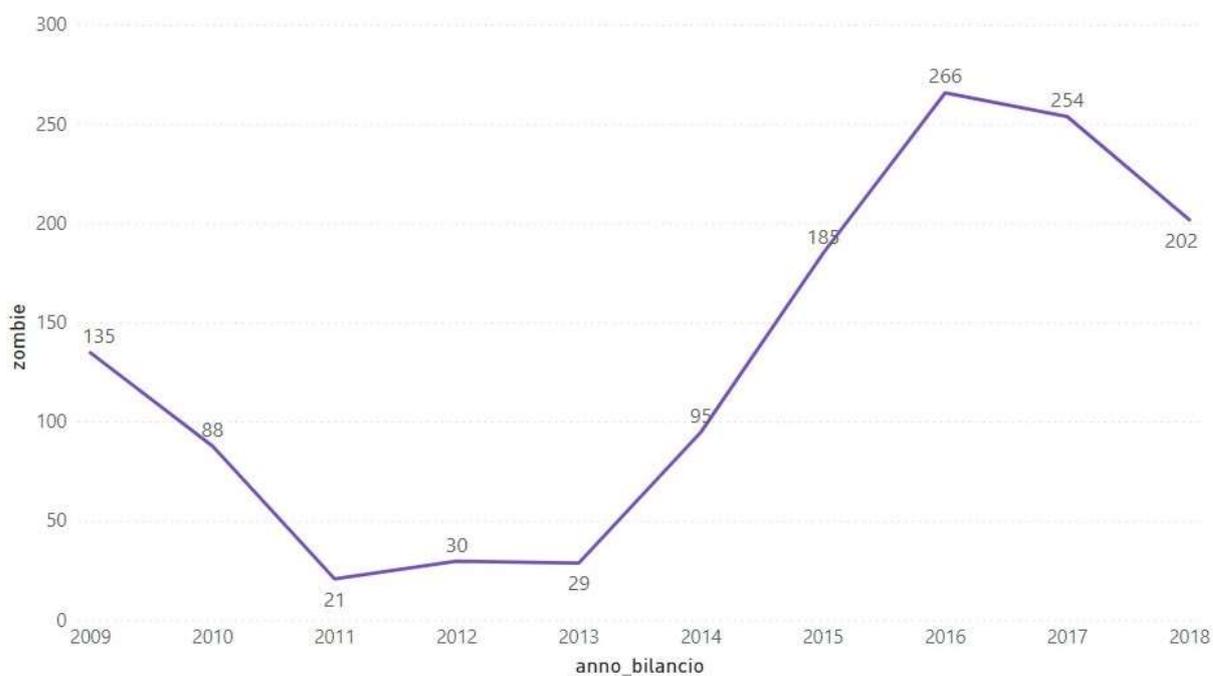


Figura 8.15 – Andamento temporale delle osservazioni zombie per modello IIc tra il 2009 e il 2018.

8.3 Modello III

8.3.1 Modello IIIa

La prima versione del terzo modello proposto riesce a profilare un'impresa come zombie combinando tre indicatori di diversa natura riguardanti redditività, profittabilità degli investimenti e capacità di venire incontro agli impegni creditizi in riferimento a uno stesso anno. Esso infatti, classifica come zombie un'impresa avente ROA e ROI negativi e "Debt Servicing Capacity", ovvero un indicatore espresso dal rapporto tra EBITDA e debiti finanziari quindi indicante la disponibilità alla copertura degli obblighi finanziari da parte dell'impresa, minore del 5%.

Osservando l'output statistico del modello IIIa:

```
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-4.8060  -0.2679  -0.0370   0.0000   1.8223

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)   -1.31720    0.02249  -58.56  <2e-16 ***
ROA           -4.78912    0.38352  -12.49  <2e-16 ***
ROI          -27.50021    0.43954  -62.57  <2e-16 ***
debt_servicing_capacity -3.03407    0.08588  -35.33  <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 48917  on 47625  degrees of freedom
Residual deviance: 14940  on 47622  degrees of freedom
AIC: 14948

Number of Fisher Scoring iterations: 10
```

Si sottolinea come, anche in quest'altra casistica, i segni algebrici dei coefficienti delle variabili di questo modello siano concordi con i segni dei coefficienti di correlazione tra le suddette variabili e il flag zombie considerato da questo modello, rappresentando correttamente il significato economico degli indici e dei parametri rappresentati dalle variabili all'interno del modello. Tutte le variabili del modello IIIa risultano significative per entrambi livelli di significatività $\alpha=5\%$ e $\alpha=1\%$, essendo il valore del *p-value* di ogni variabile è praticamente tendente a zero. Inoltre, la significatività delle variabili considerate da questo modello è confermata anche dal confronto del valore assoluto dello *z-value* di ogni variabile, dato dal rapporto tra il coefficiente stimato per la variabile e lo

Std. Error relativo, con il valore del quantile a livello di significatività $1-\alpha$ della distribuzione normale standard.

Sia nel $1-\alpha=95\%$ che nel caso $1-\alpha=99\%$, in cui il quantile assume rispettivamente un valore pari a 1,96 e 2,58, il valore assoluto dello *z-value* per tutte le variabili del modello risulta superiore a quest'ultimi due valori.

Il modello logit risultate dall'applicazione di questo modello è:

$$\text{logit} = -1.31720 - 4.78912 * \text{ROA} - 27.50021 * \text{ROI} - 3.03407 * (\text{Debt Servicing Capacity})$$

Il valore relativo all'Accuracy del modello IIIa è del 64,38%.

I risultati ottenuti e confermati dalle stime date dall'applicazione del modello predittivo di regressione logistica IIIa sono riassunti e mostrati nelle figure 8.16, 8.17, 8.18. Questa prima versione del modello III mostra delle osservazioni zombie molto distribuite e quantitativamente consistenti per le imprese del dataset, infatti, quasi il 20,97% delle osservazioni analizzate nel database è risulta classificato come zombie. Il trend temporale delle osservazioni zombie risulta nel complesso decrescente con un picco di osservazioni raggiunto proprio nel primo anno dell'intervallo temporale considerato, cioè il 2009. In tutti gli anni sono comunque state constatate e rilevate delle osservazioni zombie.

Come già accennato, il modello IIIa provvede a fornire un quantitativo di osservazioni zombie parecchio distribuite, che permettono di ottenere una percentuale di società risultate zombie almeno due volte nella finestra temporale analizzata pari a circa il 32,16%. Anche considerando le imprese classificate come zombie almeno tre volte nella medesima finestra temporale si nota come il fenomeno zombie persista ad avere una distribuzione non indifferente, infatti quest'ultime risultano all'incirca il 20,31% del totale. Mentre se si andasse a considerare le società del dataset risultate zombie per quasi la metà degli anni della finestra temporale considerata, quindi con almeno quattro osservazioni a proprio carico, la percentuale appare naturalmente più contenuta ma pur sempre di discreta entità, risultando quasi il 12,51% del totale delle imprese.

Si nota come il modello predittivo in questione faccia registrare dei risultati molto evidenti e persistentemente distribuiti tra le imprese del dataset. Questo significa che la combinazione di tre variabili basate su indicatori e parametri di diversa natura ben si adatta alle relative caratteristiche economiche di queste imprese. Tuttavia, è possibile che esso possa sovrastimare il numero di imprese zombie in quanto non ha alcun vincolo temporale per nessuna delle proprie variabili e classificare imprese da poco sul mercato come zombie.

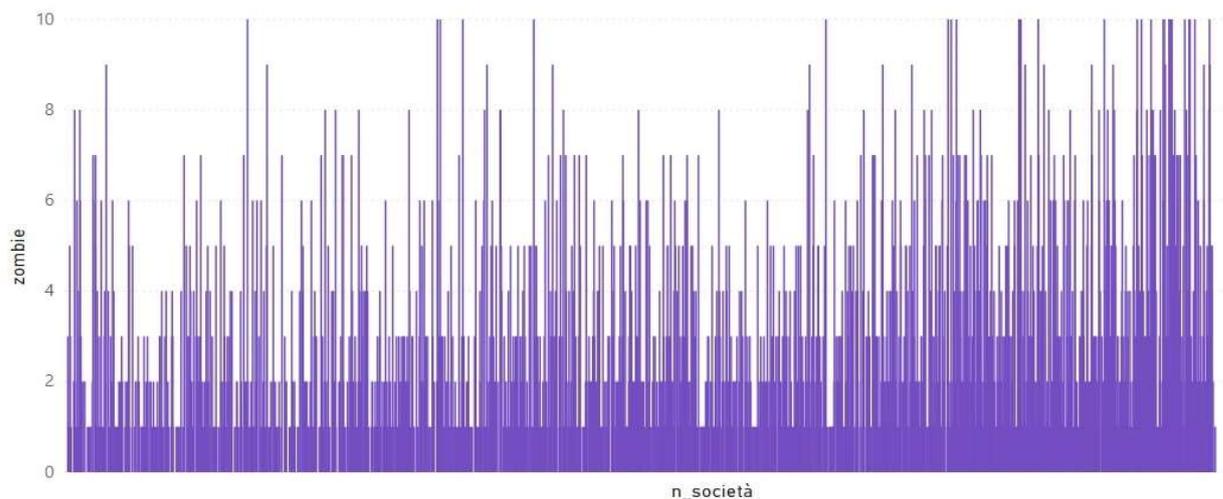


Figura 8.16 – Quantità di osservazioni zombie per singola società tra il 2009-2018 per il modello IIIa.

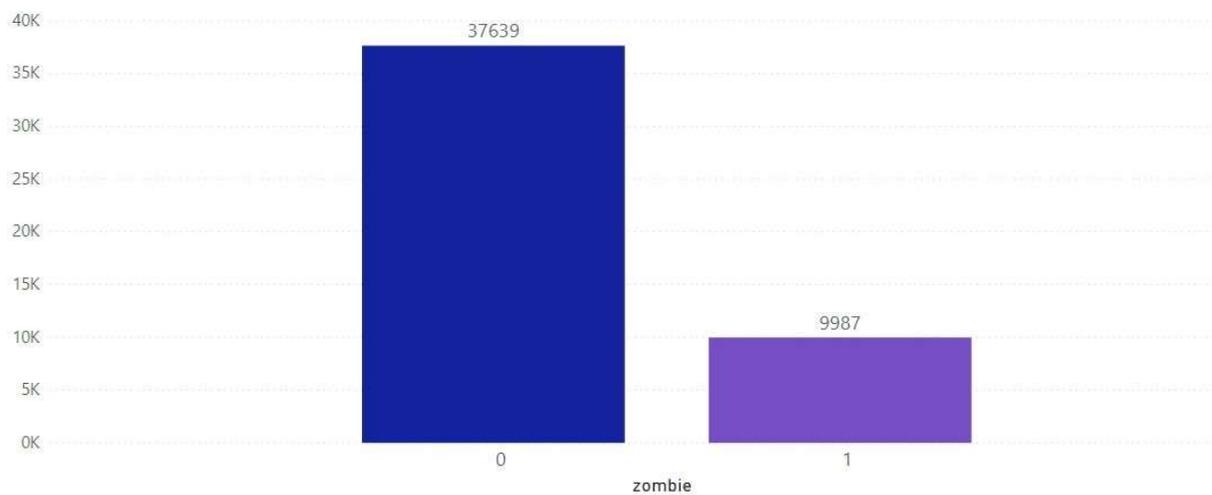


Figura 8.17 – Osservazioni zombie sul totale per il modello IIIa.



Figura 8.18 – Andamento temporale delle osservazioni zombie per modello IIIa tra il 2009 e il 2018.

8.3.2 Modello IIIb

La seconda versione del terzo modello proposto è una variante della prima versione anche se analoga nei criteri di indagine delle imprese zombie. Essa infatti riesce a identificare un'impresa come zombie combinando tre indicatori di diversa natura riguardanti redditività, profittabilità degli investimenti e capacità di venire incontro agli impegni creditizi. Per questo criterio, un'impresa zombie risulta avere ROA e ROI negativi e "Debt Servicing Capacity", ovvero un indicatore espresso dal rapporto tra EBITDA e debiti finanziari quindi indicante la disponibilità alla copertura degli obblighi finanziari da parte dell'impresa, minore del 5% per ben due anni consecutivi.

Osservando l'output statistico del modello IIIb:

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.91826	-0.39679	-0.29345	-0.08879	2.17598

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-2.23033	0.01985	-112.369	<2e-16	***
ROA	-1.85742	0.22493	-8.258	<2e-16	***
ROI	-5.51528	0.13495	-40.868	<2e-16	***
debt_servicing_capacity	-0.88414	0.03734	-23.676	<2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 33024 on 47625 degrees of freedom
Residual deviance: 22715 on 47622 degrees of freedom
AIC: 22723

Number of Fisher Scoring iterations: 8

Si evince come, anche in questo caso, i segni algebrici dei coefficienti delle variabili di questo modello siano concordi con i segni dei coefficienti di correlazione tra le suddette variabili e il flag zombie considerato da questo modello, rappresentando correttamente il significato economico degli indici e dei parametri rappresentati dalle variabili all'interno del modello. Tutte le variabili del modello IIIb risultano significative per entrambi livelli di significatività $\alpha=5\%$ e $\alpha=1\%$, essendo il valore del *p-value* di ogni variabile è praticamente tendente a zero. Inoltre, la significatività delle variabili considerate da questo modello è confermata anche dal confronto del valore assoluto dello *z-value* di ogni variabile (il

rapporto tra il coefficiente stimato per la variabile e lo *Std. Error* relativo), con il valore del quantile a livello di significatività $1-\alpha$ della distribuzione normale standard.

Sia nel $1-\alpha=95\%$ che nel caso $1-\alpha=99\%$, in cui il quantile assume rispettivamente un valore pari a 1,96 e 2,58, il valore assoluto dello *z-value* per tutte le variabili del modello risulta superiore a quest'ultimi due valori.

Il modello logit risultate dall'applicazione di questo modello è:

$$\text{logit} = -2.23033 - 1.85742 * ROA - 5.51528 * ROI - 0.88414 * (\text{Debt Servicing Capacity})$$

Il valore relativo all'Accuracy del modello IIIb è del 68,11%.

I risultati ottenuti dall'applicazione del modello sono riassunti ed evidenziati nelle figure 8.19, 8.20, 8.21. Questa seconda versione del modello III, anche a causa del vincolo temporale considerato per uno degli indicatori adottati utilizzati nell'indagine, presenta dei risultati sul fenomeno zombie meno evidenti e meno distribuiti tra le imprese del dataset rispetto la versione precedente dello stesso modello. Infatti, la percentuale zombie sul totale delle osservazioni ammonta a circa l'11%. L'andamento temporale delle osservazioni classificate come zombie mostra la particolarità dell'assenza di queste osservazioni, per nessuna impresa, nell'anno 2009, il primo della finestra temporale considerata. Un successivo picco di osservazioni raggiunto nel l'anno successivo ha dato il via a un trend decrescente delle osservazioni zombie nel corso degli anni.

Per il modello IIIb, le società aventi almeno due osservazioni classificate come zombie tra il 2009 e il 2018 sono circa il 16,98% del totale. Mentre le imprese classificate come zombie almeno tre volte nella medesima finestra temporale risultano all'incirca il 10,58% del totale delle imprese. Se si andasse invece a considerare le società del dataset risultate zombie per quasi la metà degli anni della finestra temporale considerata, quindi con almeno quattro osservazioni a proprio carico, la percentuale risulta quasi il 6,94%.

La distribuzione delle osservazioni tra imprese risulta, come già accennato, minore rispetto il modello precedente, il quale, a fronte dei risultati ottenuti dal modello predittivo IIIb che include un vincolo temporale su una delle sue variabili, con molte probabilità può tendere a sovrastimare i risultati. Tuttavia, i risultati evidenziati da questo modello, in materia di imprese classificate come zombie in base al quantitativo di osservazioni positive al fenomeno nella finestra temporale considerata, restano comunque quantitativamente più consistenti rispetto quelli di altri modelli già osservati.

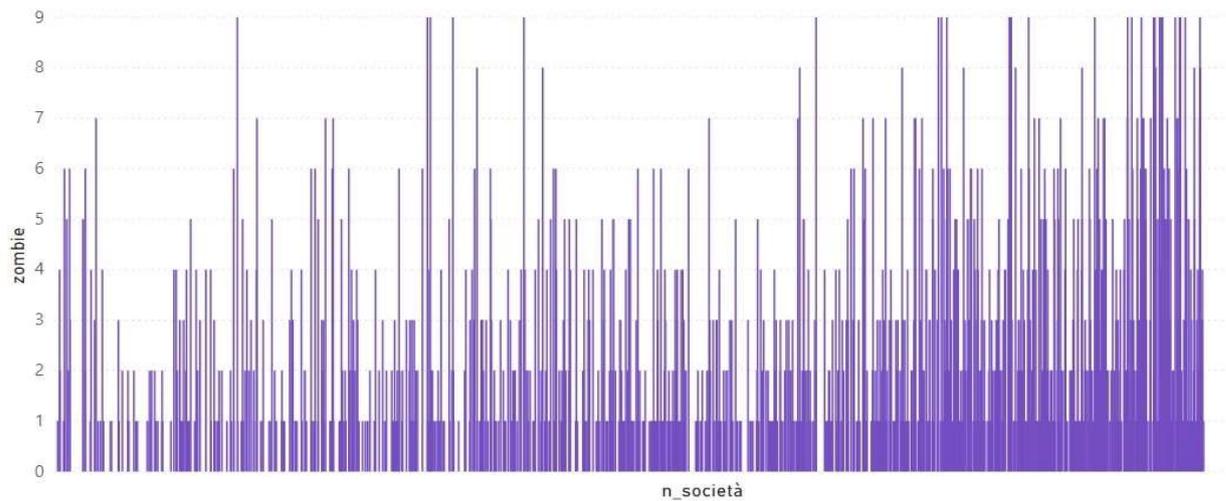


Figura 8.19 – Quantità di osservazioni zombie per singola società tra il 2009-2018 per il modello IIIb.

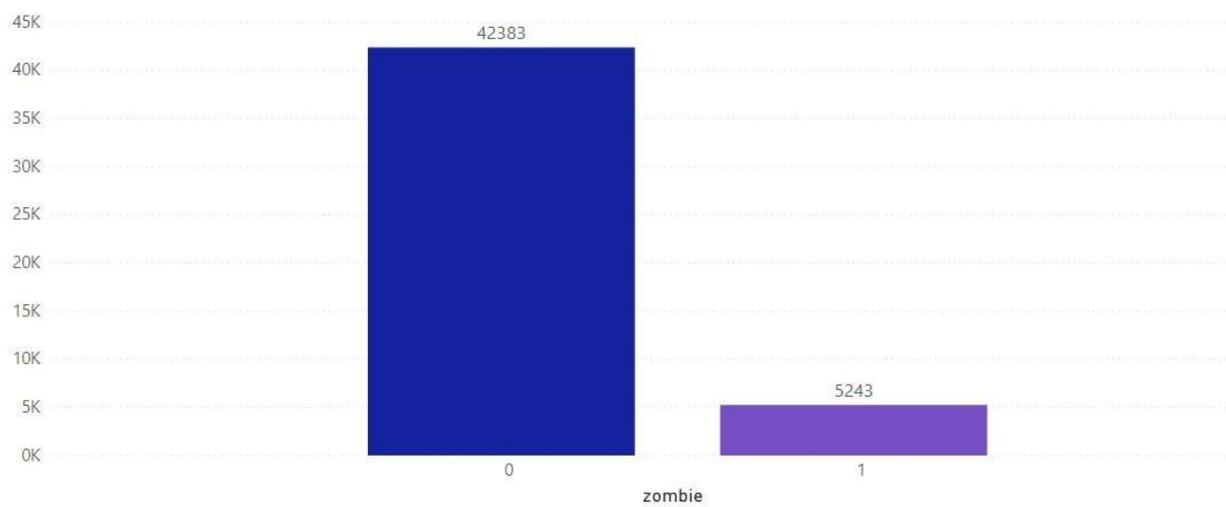


Figura 8.20 – Osservazioni zombie sul totale per il modello IIIb.

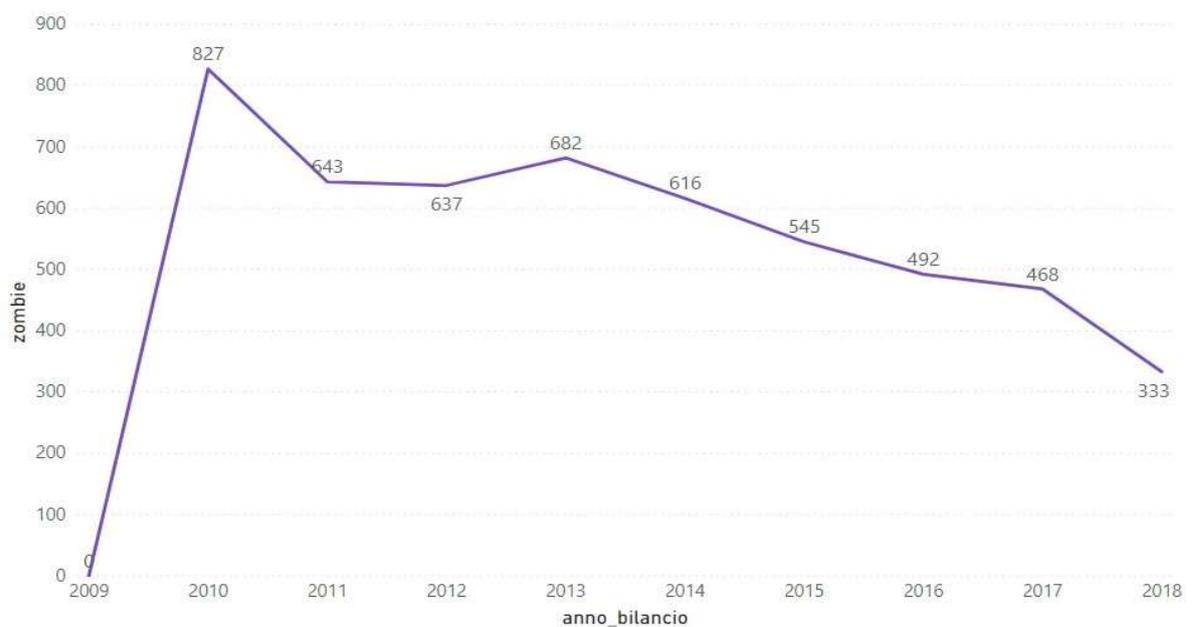


Figura 8.21 – Andamento temporale delle osservazioni zombie per modello IIIb tra il 2009 e il 2018.

8.4 Modello IV

8.4.1 Modello IVa

La prima versione del quarto modello proposto profila come zombie un'impresa avente almeno dieci anni di età, per cui un'impresa esperta e radica nel mercato in cui opera, con un indicatore riguardante la propria produttività, ovvero il valore aggiunto generato per ciascun dipendente, a un livello molto basso e con un indicatore della disponibilità a venire incontro ai propri impegni creditizi, in questo caso l'EBIT Interest Coverage Ratio, minore di uno per ben tre anni consecutivi.

Osservando l'output statistico del modello IVa:

```
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.50991  -0.03473  -0.00001   0.00000   2.61973

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -2.0463393   0.0385970  -53.02  <2e-16 ***
età          0.0341043   0.0011797   28.91  <2e-16 ***
VA_su_dip   -0.6385580   0.0515244  -12.39  <2e-16 ***
EBIT_IRC    -0.0119260   0.0004538  -26.28  <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 26860  on 47625  degrees of freedom
Residual deviance: 15155  on 47622  degrees of freedom
AIC: 15163

Number of Fisher Scoring iterations: 13
```

Si osserva come, anche in quest'altra casistica, i segni algebrici dei coefficienti delle variabili di questo modello siano concordi con i segni dei coefficienti di correlazione tra le suddette variabili e il flag zombie considerato da questo modello, rappresentando correttamente il significato economico degli indici e dei parametri rappresentati dalle variabili all'interno del modello. Tutte le variabili del modello IVa risultano significative per entrambi livelli di significatività $\alpha=5\%$ e $\alpha=1\%$, essendo il valore del *p-value* di ogni variabile è praticamente tendente a zero. Inoltre, la significatività delle variabili considerate da questo modello è confermata anche dal confronto del valore assoluto dello *z-value* di ogni variabile (il rapporto tra il coefficiente stimato per la variabile e lo *Std.*

Error relativo), con il valore del quantile a livello di significatività $1-\alpha$ della distribuzione normale standard.

Sia nel $1-\alpha=95\%$ che nel caso $1-\alpha=99\%$, in cui il quantile assume rispettivamente un valore pari a 1,96 e 2,58, il valore assoluto dello *z-value* per tutte le variabili del modello risulta superiore a quest'ultimi due valori.

Il modello logit risultate dall'applicazione di questo modello è:

$$\text{logit} = -2.0463393 + 0.0341043 * \text{Età} - 0.6385580 * (\text{Valore Aggiunto/Dipendenti}) \\ - 0.0119260 * (\text{EBIT IRC})$$

Il valore relativo all'Accuracy del modello IVa è del 66,41%.

I risultati ottenuti e confermati dalle stime date dall'applicazione del modello predittivo di regressione logistica IVa sono riassunti e mostrati nelle figure 8.22, 8.23, 8.24. Questa prima versione del modello IV, anche a causa del vincolo temporale considerato per uno degli indicatori adottati utilizzati nell'indagine, presenta dei risultati sul fenomeno zombie meno evidenti e meno distribuiti tra le imprese del dataset rispetto altri modelli già osservati, nonostante nel modello venga utilizzata la variabile relativa all'età di una certa impresa che, come già accennato, impatta molto nei risultati ottenuti. Infatti, la percentuale zombie sul totale delle osservazioni ammonta a circa l'8,13%. L'andamento temporale delle osservazioni zombie rispecchia un andamento già osservato in altri modelli: il biennio 2009-2010 ha la particolarità di non far contabilizzare alcuna osservazione zombie per nessuna impresa al proprio interno, mentre l'anno successivo, nel 2001, si ha un picco di osservazioni, per poi assistere a un decremento graduale di queste osservazioni totali negli anni successivi.

Come già sottolineato, il modello IVa, anche a causa del vincolo temporale abbastanza restrittivo sul parametro relativo alla disponibilità creditizia della singola impresa all'interno del modello, fa registrare dei risultati sulle osservazioni zombie poco distribuite tra le imprese presenti nel dataset, infatti, le società aventi almeno due osservazioni classificate come zombie nella finestra temporale analizzata sono circa il 12,18% del totale. Mentre le imprese classificate come zombie almeno tre volte nella medesima finestra temporale risultano all'incirca il 8,57% del numero totale delle imprese. Se si andasse invece a considerare le società del dataset risultate zombie per quasi la metà degli anni della finestra temporale considerata, quindi con almeno quattro osservazioni a proprio carico, la percentuale risulta quasi il 6,55%.

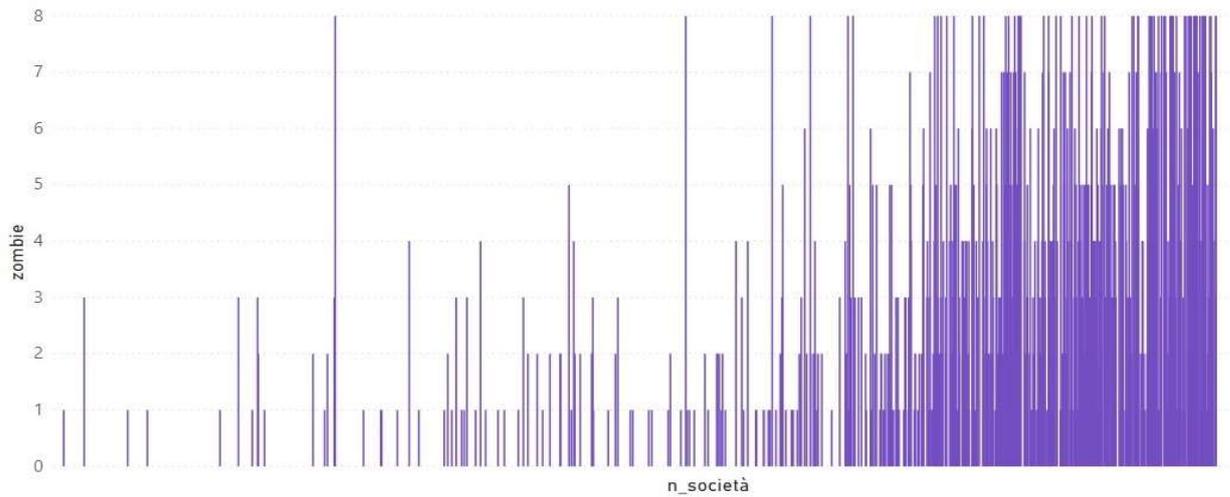


Figura 8.22 – Quantità di osservazioni zombie per singola società tra il 2009-2018 per il modello IVa.

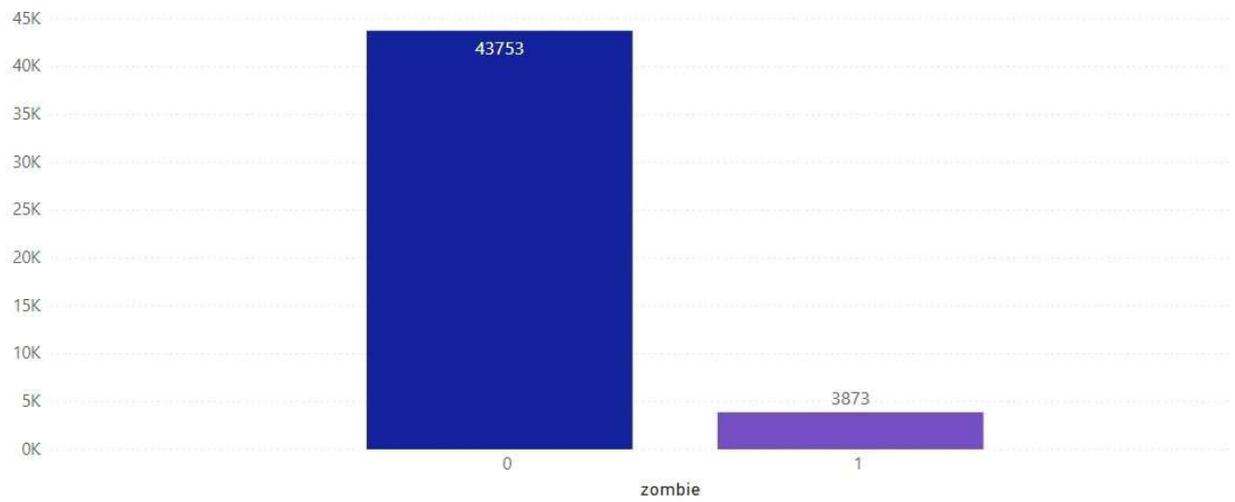


Figura 8.23 – Osservazioni zombie sul totale per il modello IVa.

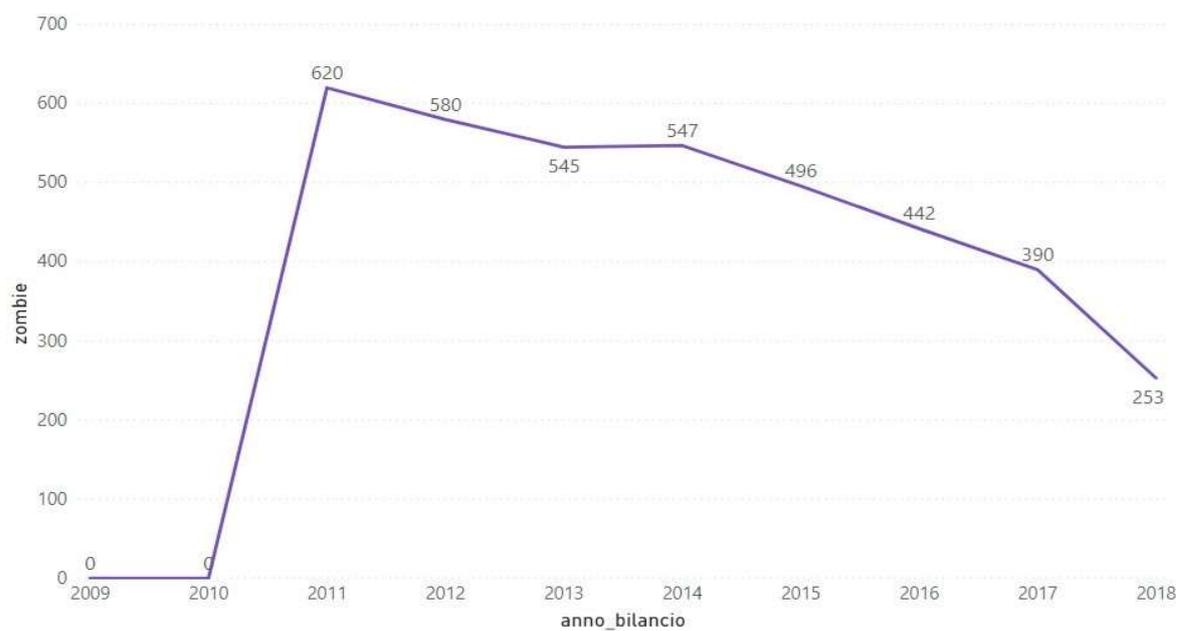


Figura 8.24 – Andamento temporale delle osservazioni zombie per modello IVa tra il 2009 e il 2018.

8.4.2 Modello IVb

La seconda versione del quarto modello proposto, è del tutto analoga alla prima versione, solo che non viene preso in considerazione alcun vincolo temporale: questo modello infatti identifica come zombie un'impresa esperta avente almeno dieci anni di età, con un indicatore riguardante la propria produttività, ovvero il valore aggiunto generato per ciascun dipendente, a un livello molto basso e con un indicatore della disponibilità nel venire incontro ai propri impegni creditizi, in questo caso l'EBIT Interest Coverage Ratio, minore di uno per il singolo anno analizzato.

Osservando l'output statistico del modello IVb:

```
Deviance Residuals:
  Min       1Q   Median       3Q      Max
-3.744   0.000   0.000   0.000   2.614

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -1.5882079   0.0422043  -37.63  <2e-16 ***
età          0.0767494   0.0017627   43.54  <2e-16 ***
VA_su_dip   -0.9930859   0.0439301  -22.61  <2e-16 ***
EBIT_IRC    -0.0296823   0.0007512  -39.51  <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 43669  on 47625  degrees of freedom
Residual deviance: 14404  on 47622  degrees of freedom
AIC: 14412

Number of Fisher Scoring iterations: 13
```

Si nota come, anche in questo caso, i segni algebrici dei coefficienti delle variabili di questo modello siano concordi con i segni dei coefficienti di correlazione tra le suddette variabili e il flag zombie considerato da questo modello, rappresentando correttamente il significato economico degli indici e dei parametri rappresentati dalle variabili all'interno del modello. Tutte le variabili del modello IVb risultano significative per entrambi livelli di significatività $\alpha=5\%$ e $\alpha=1\%$, essendo il valore del *p-value* di ogni variabile è praticamente tendente a zero. Inoltre, la significatività delle variabili considerate da questo modello è confermata anche dal confronto del valore assoluto dello *z-value* di ogni variabile, espresso dal rapporto tra il coefficiente stimato per la variabile e lo *Std. Error* relativo, con il valore del quantile a livello di significatività $1-\alpha$ della distribuzione normale standard.

Sia nel $1-\alpha=95\%$ che nel caso $1-\alpha=99\%$, in cui il quantile assume rispettivamente un valore pari a 1,96 e 2,58, il valore assoluto dello *z-value* per tutte le variabili del modello risulta superiore a quest'ultimi due valori.

Il modello logit risultate dall'applicazione di questo modello è:

$$\text{logit} = -1.5882079 + 0.0767494 * \text{Età} - 0.9930859 * (\text{Valore Aggiunto/Dipendenti}) \\ - 0.0296823 * (\text{EBIT IRC})$$

Il valore relativo all'Accuracy del modello IVb è del 65,55%.

I risultati ottenuti dall'applicazione del modello sono riassunti ed evidenziati nelle figure 8.25, 8.26, 8.27. Rispetto la versione precedente, questa versione del modello IV non include alcun vincolo temporale stringente su nessuna delle variabili considerate, per cui i risultati prodotti relativi al fenomeno zombie sono più evidenti e più distribuiti tra le imprese del dataset analizzato. Infatti, la percentuale zombie sul totale delle osservazioni si quantifica intorno al 17, 16%, una percentuale doppia rispetto la medesima ottenuta dall'applicazione del modello precedente. Il trend temporale delle osservazioni zombie del modello IVb si rivela con un andamento sempre decrescente e quindi nettamente differente rispetto quello mostrato dal modello precedente. Il picco di osservazioni zombie, infatti, è riscontrabile già nel 2009, al primo anno della finestra temporale considerata.

Rispetto alla versione precedente dello stesso modello, questa versione presenta una distribuzione e un quantitativo nettamente maggiore di imprese con più osservazioni zombie nell'intervallo temporale preso in esame, complice l'assenza del vincolo temporale stringente sul parametro del modello relativo alla disponibilità di una data impresa nel venire incontro ai propri obblighi finanziari e l'utilizzo della variabile età nell'indagine zombie in un dataset composto per lo più da imprese con una certa esperienza nel settore e nel territorio in cui operano. Le società risultanti con almeno due osservazioni zombie tra il 2009 e il 2018 sono circa il 23,06% del totale. Mentre le imprese classificate come zombie almeno tre volte nella medesima finestra temporale risultano all'incirca il 15,74% del numero totale delle imprese. Se si andasse invece a considerare le società del dataset risultate zombie per quasi la metà degli anni della finestra temporale considerata, quindi con almeno quattro osservazioni a proprio carico, la percentuale risulta quasi il 11,2%.

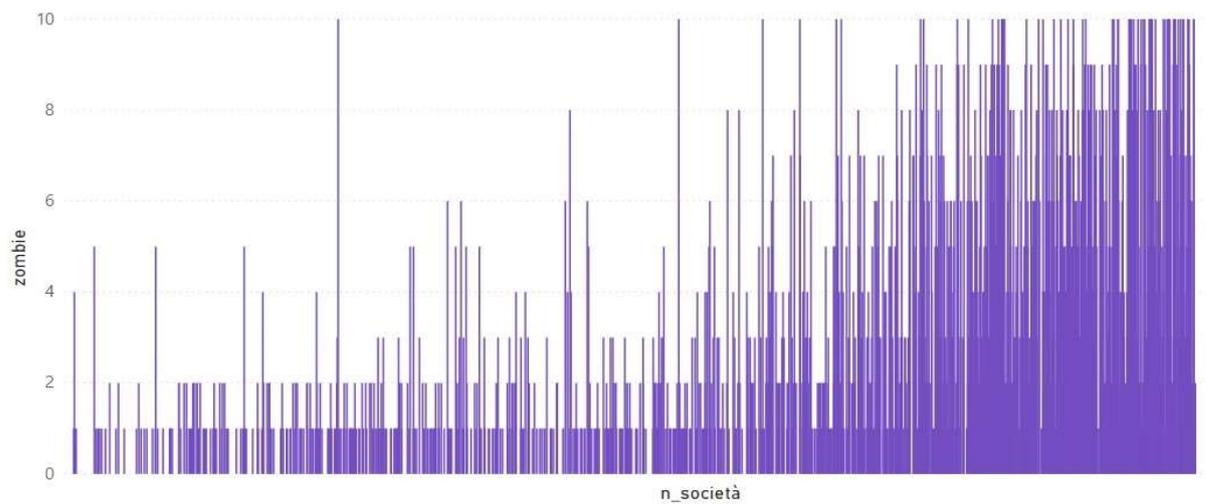


Figura 8.25 – Quantità di osservazioni zombie per singola società tra il 2009-2018 per il modello IVb.

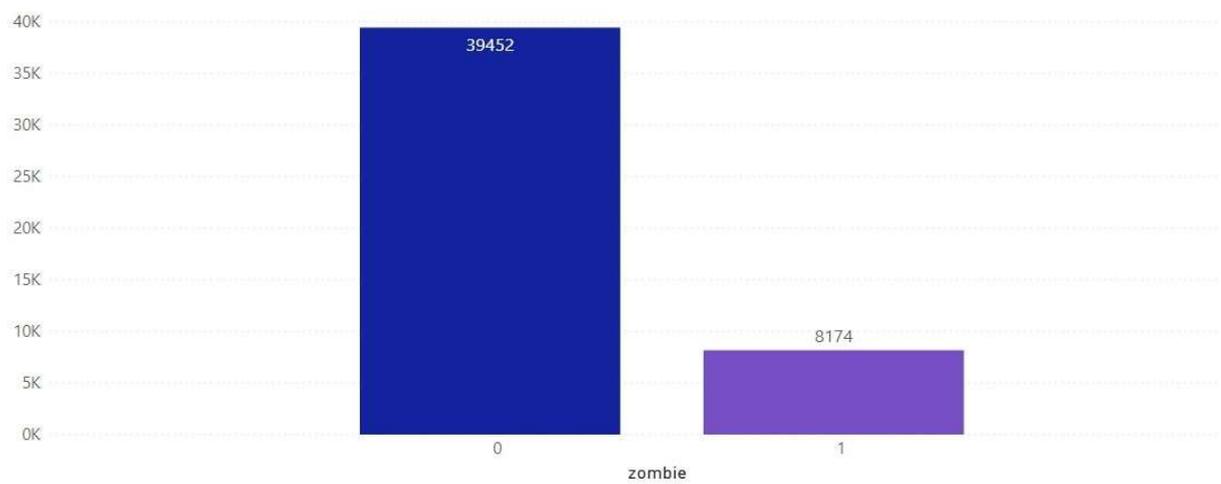


Figura 8.26 – Osservazioni zombie sul totale per il modello IVb.

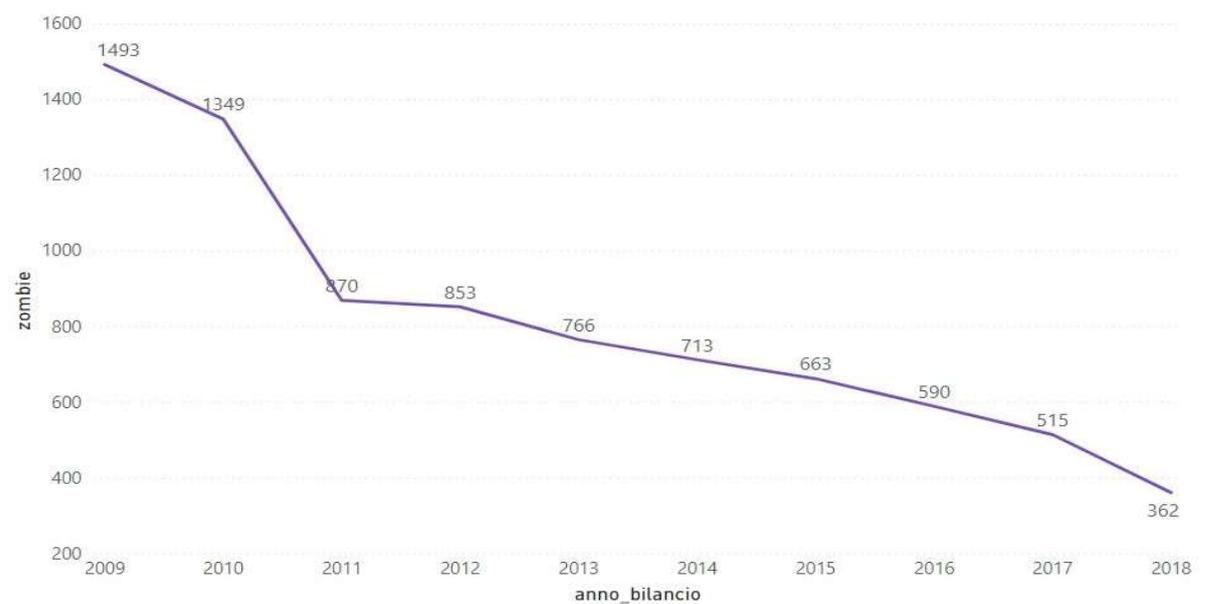


Figura 8.27 – Andamento temporale delle osservazioni zombie per modello IVb tra il 2009 e il 2018.

8.5 Modello V

Il quinto modello proposto, il modello V, per la classificazione di un'impresa zombie coniuga al proprio interno due diversi criteri di ispezione: un indicatore di redditività, il ROA, minore di zero e un indicatore riguardante la possibilità di un'impresa di ottenere crediti a tassi agevolati dagli istituti creditizi per sopravvivere sul mercato, ovvero un negativo "Interest Rate Gap" o "Spread", cioè la differenza tra il tasso d'interesse pagato dall'impresa i nell'anno t e il tasso d'interesse pagato da un'impresa AAA rated sul mercato sempre all'anno t che risulta minore di zero.

Considerando l'output statistico del modello V:

```
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.31804 -0.13701 -0.05804 -0.00062  3.02901

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)   -4.66301    0.06216  -75.02  <2e-16 ***
ROA           -11.53533    0.25200  -45.77  <2e-16 ***
interest_rate_gap -248.12567    3.91534  -63.37  <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 21928.5  on 47625  degrees of freedom
Residual deviance:  9752.2  on 47623  degrees of freedom
AIC: 9758.2

Number of Fisher Scoring iterations: 10
```

Si evince come, anche in quest'altra casistica, i segni algebrici dei coefficienti delle variabili di questo modello siano concordi con i segni dei coefficienti di correlazione tra le suddette variabili e il flag zombie considerato da questo modello, rappresentando correttamente il significato economico degli indici e dei parametri rappresentati dalle variabili all'interno del modello. Tutte le variabili del modello V risultano significative per entrambi livelli di significatività $\alpha=5\%$ e $\alpha=1\%$, essendo il valore del *p-value* di ogni variabile è praticamente tendente a zero. Inoltre, la significatività delle variabili considerate da questo modello è confermata anche dal confronto del valore assoluto dello *z-value* di ogni variabile, espresso dal rapporto tra il coefficiente stimato per la variabile e lo *Std. Error* relativo, con il valore del quantile a livello di significatività $1-\alpha$ della distribuzione normale standard.

Sia nel $1-\alpha=95\%$ che nel caso $1-\alpha=99\%$, in cui il quantile assume rispettivamente un valore pari a 1,96 e 2,58, il valore assoluto dello *z-value* per tutte le variabili del modello risulta superiore a quest'ultimi due valori.

Il modello logit risultate dall'applicazione di questo modello è:

$$\text{logit} = -4.66301 - 11.53533 * \text{ROA} - 248.12567 * (\text{Interest Rate Gap})$$

Il valore relativo all'Accuracy del modello V è del 63,34%.

I risultati ottenuti e confermati dalle stime date dall'applicazione di questo modello predittivo di regressione logistica sono riassunti e mostrati nelle figure 8.28, 8.29, 8.30.

La percentuale di osservazioni zombie sul totale delle osservazioni analizzate è di circa il 6,12%. L'andamento temporale di queste osservazioni fa registrare un trend crescente per il primo triennio (2009-2011) con un picco di osservazioni positive toccato appunto nel 2011. Dopo il 2011, il trend si è rivelato essere sempre decrescente fino alla fine della finestra temporale.

Le società risultanti con almeno due osservazioni zombie tra il 2009 e il 2018 sono all'incirca il 9,86% del totale. Mentre le imprese classificate come zombie almeno tre volte nella medesima finestra temporale risultano circa il 5,28% del numero totale delle imprese. Se si andasse invece a considerare le società del dataset risultate zombie per quasi la metà degli anni della finestra temporale considerata, quindi con almeno quattro osservazioni a proprio carico, la percentuale risulta quasi il 2,72%.

Queste evidenze, comunque non distribuite e quantitativamente rilevanti come altri risultati ottenuti dall'applicazione di altri modelli già presi in osservazione, mostrano una modesta attitudine delle imprese del settore tessile italiano presenti nel dataset in difficoltà economica e finanziaria a richiedere e a ricevere crediti a tassi agevolati dalle banche. Per cui, si può dedurre che, attraverso l'applicazione sul dataset di imprese del settore tessile italiano di questo modello d'indagine zombie basato sulla combinazione di una variabile relativa alla scarsa profittabilità e di una relativa la possibilità di ricevere crediti agevolati dalle banche da parte di una certa impresa, le tesi proposte dallo studio redatto da Caballero, Hoshi e Kashyap (2006), per cui un'impresa zombie è un'impresa di scarsa redditività che riesce a sopravvivere tramite l'ottenimento di linee caratterizzati da tassi d'interesse agevolati rispetto imprese più sane, non sono molto riscontrabili.

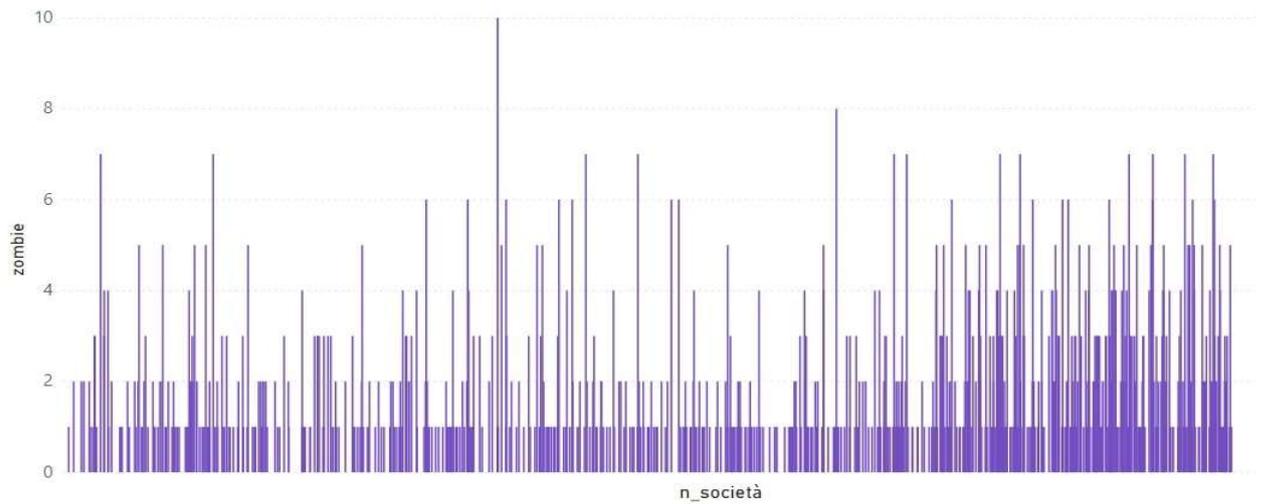


Figura 8.28 – Quantità di osservazioni zombie per singola società tra il 2009-2018 per il modello V.

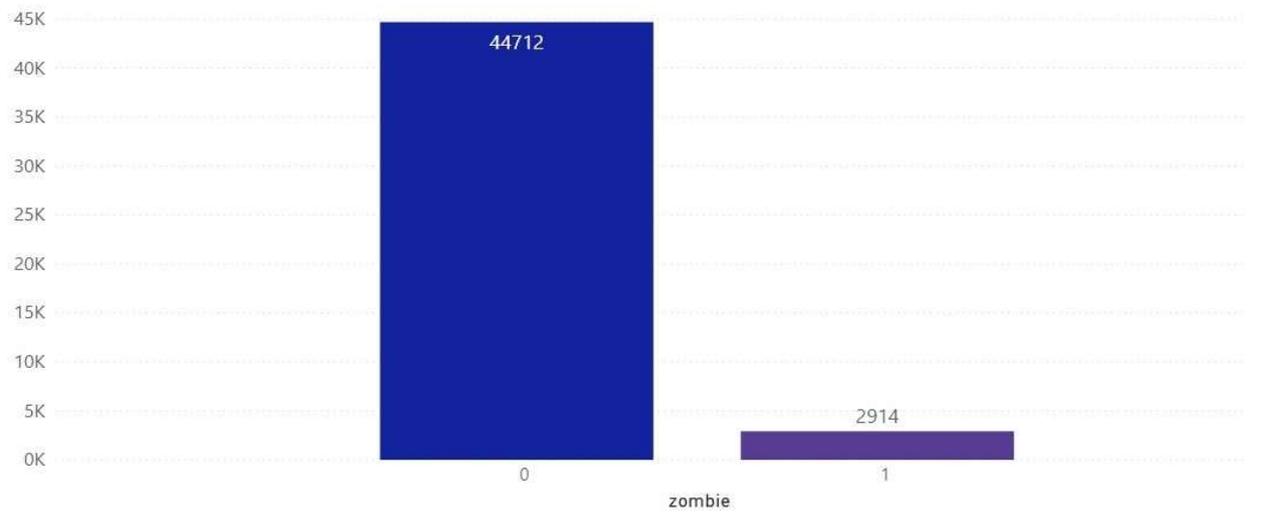


Figura 8.29 – Osservazioni zombie sul totale per il modello V.

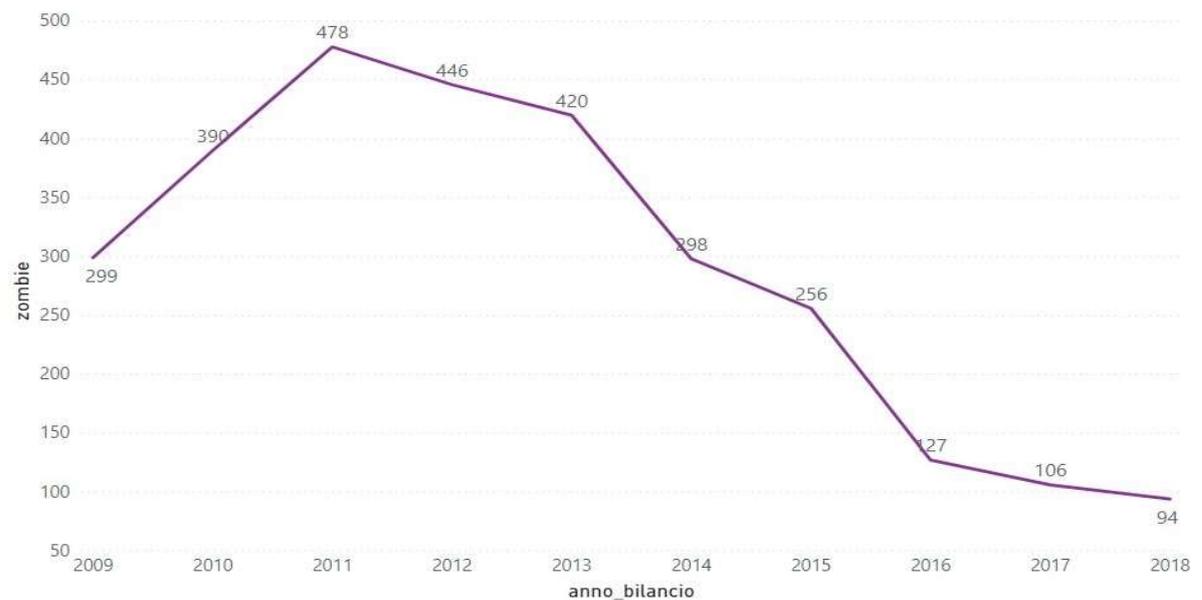


Figura 8.30 – Andamento temporale delle osservazioni zombie per modello V tra il 2009 e il 2018.

8.6 Modello VI

8.6.1 Modello VIa

La prima versione del sesto modello proposto si fonda sull'applicazione di due criteri basati rispettivamente su una misura della profittabilità della società in questione e quanto essa è in grado di esprimere una garanzia per l'adempimento dei propri obblighi creditizi e su un parametro di indebitamento o leverage. Un'impresa zombie è quindi identificata come quell'impresa avente una particolare tipologia di ROA, espresso dal rapporto tra l'EBITDA e il Totale degli Asset posseduti dall'impresa, inferiore al valore del tasso d'interesse pagato da un'impresa quotata AAA sul mercato in un dato anno, detto PRIME, e una particolare misura di leverage, data dal rapporto tra i Debiti Finanziari dell'impresa e l'EBIT, superiore al 40% del valore medio della stessa misura di Leverage per le imprese del database andate in default nel 2017, ovvero l'anno precedente rispetto l'ultimo anno della finestra temporale considerata da questa analisi.

Osservando l'output statistico del modello VIa:

```
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.09227  -0.18286  -0.11562  -0.07948   2.89254

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)    -5.304954   0.062075  -85.46  <2e-16 ***
Delta_EBITDA_su_AN_PRIME -8.947321   0.332053  -26.95  <2e-16 ***
DebFin_su_EBIT    0.137539   0.002204   62.40  <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 16225  on 47625  degrees of freedom
Residual deviance: 10435  on 47623  degrees of freedom
AIC: 10441

Number of Fisher Scoring iterations: 7
```

Si osserva come, anche in questo altro caso, i segni algebrici dei coefficienti delle variabili di questo modello siano concordi con i segni dei coefficienti di correlazione tra le suddette variabili e il flag zombie considerato da questo modello, rappresentando correttamente il significato economico degli indici e dei parametri rappresentati dalle variabili all'interno del modello. Tutte le variabili della prima versione del modello VI risultano significative per entrambi livelli di significatività $\alpha=5\%$ e $\alpha=1\%$, essendo il valore del *p-value* di ogni variabile è praticamente tendente a zero.

Inoltre, la significatività delle variabili considerate da questo modello è confermata anche dal confronto del valore assoluto dello *z-value* di ogni variabile (il rapporto tra il coefficiente stimato per la variabile e lo *Std. Error* relativo), con il valore del quantile a livello di significatività $1-\alpha$ della distribuzione normale standard.

Sia nel $1-\alpha=95\%$ che nel caso $1-\alpha=99\%$, in cui il quantile assume rispettivamente un valore pari a 1,96 e 2,58, il valore assoluto dello *z-value* per tutte le variabili del modello risulta superiore a quest'ultimi due valori.

Il modello logit risultate dall'applicazione di questo modello è:

$$\text{logit} = -5.304954 - 8.947321 * (\text{EBITDA/Total Assets} - \text{PRIME}) \\ + 0.137539 * (\text{Debiti Finanziari/EBIT})$$

Il valore relativo all'Accuracy del modello VIa è del 65,23%.

I risultati ottenuti dall'applicazione del modello sono riassunti ed evidenziati nelle figure 8.31, 8.32, 8.33. La percentuale di osservazioni zombie sul totale delle osservazioni analizzate è di circa il 4,7%. L'andamento temporale di queste osservazioni fa registrare un trend crescente per il primo triennio (2009-2011) con un picco di osservazioni positive toccato appunto nel 2011. Dopo questo massimo di osservazioni, il trend si è rivelato essere sempre decrescente fino alla fine della finestra temporale.

Le società risultate con almeno due osservazioni zombie nella finestra temporale considerata sono all'incirca il 7,26% del totale. Mentre le imprese classificate come zombie almeno tre volte tra il 2009 e il 2018 risultano circa il 3,29% del numero totale delle imprese. Se si andasse invece a considerare le società del dataset risultate zombie per quasi la metà degli anni della finestra temporale considerata, quindi con almeno quattro osservazioni a proprio carico, la percentuale risulta all'incirca l'1,48%.

Vista la non indifferente selettività delle osservazioni trovate e la distribuzione di quest'ultime tra le imprese del dataset che risulta quantitativamente e sostanzialmente minore rispetto altri modelli osservati e come già si è notato in altri modelli simili, si potrebbe dedurre che la comparazione di una variabile relativa alla profittabilità dell'impresa con un parametro target legato a un alto standard creditizio per l'impresa stessa, combinato nell'analisi all'utilizzo di un particolare indicatore di leverage, non risponda in modo efficace all'indagine delle imprese zombie e alla classificazione zombie oppure non si adatti particolarmente alle caratteristiche economiche delle società del settore tessile italiano presenti in questo dataset.

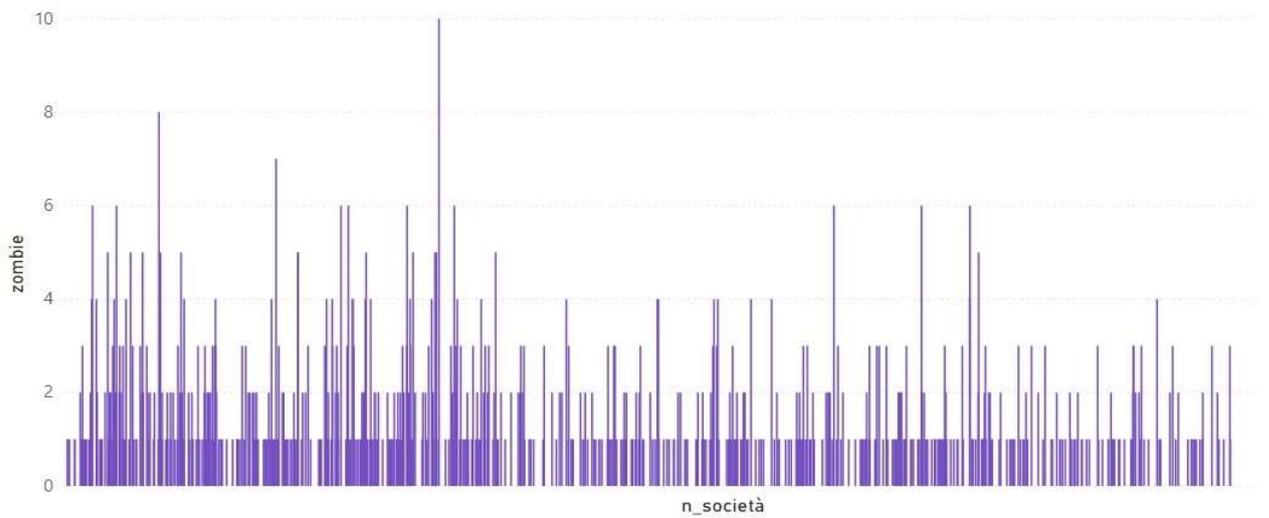


Figura 8.31 – Quantità di osservazioni zombie per singola società tra il 2009-2018 per il modello VIa.

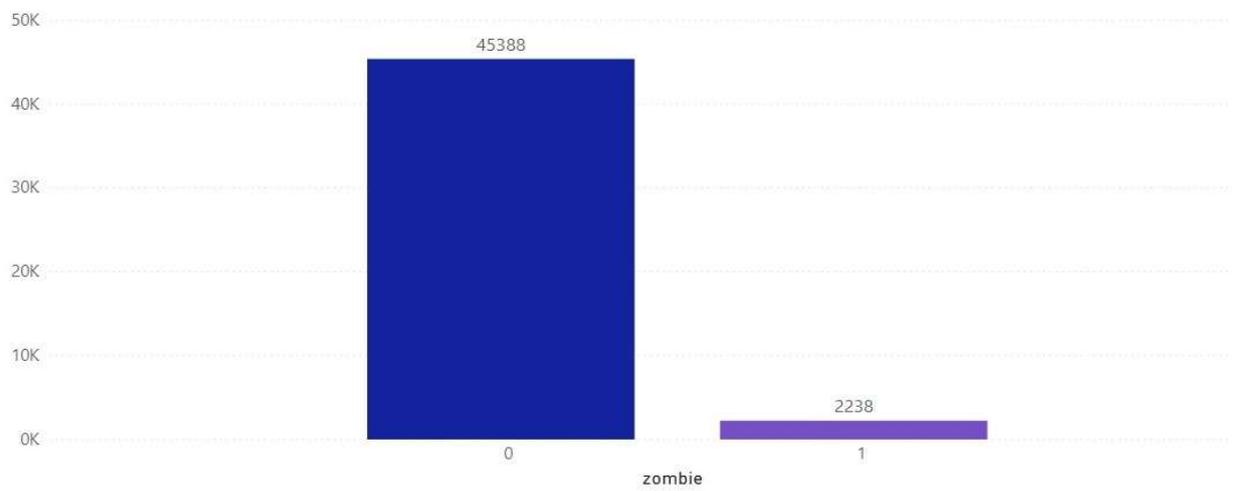


Figura 8.32 – Osservazioni zombie sul totale per il modello VIa.

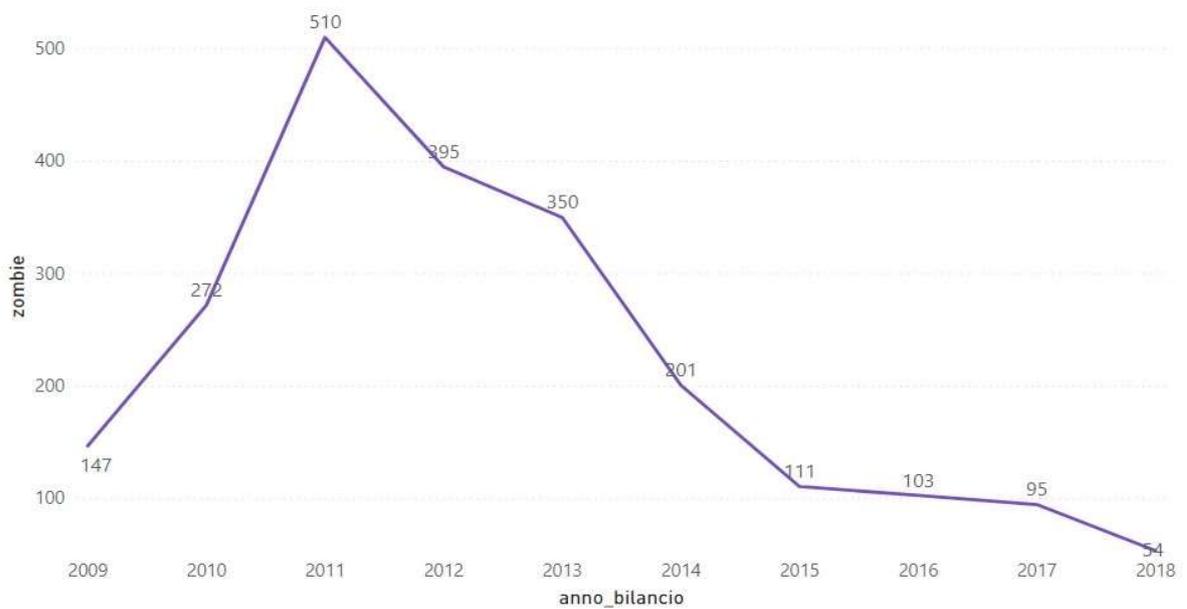


Figura 8.33 – Andamento temporale delle osservazioni zombie per modello VIa tra il 2009 e il 2018.

8.6.2 Modello VIb

La seconda versione del sesto modello proposto risulta molto simile alla prima versione dello stesso e si basa sull'applicazione di due criteri fondati rispettivamente su una misura della profittabilità della società in questione e quanto essa è in grado di esprimere una garanzia per l'adempimento dei propri obblighi creditizi e su un parametro di indebitamento o leverage. Un'impresa zombie è quindi identificata come quell'impresa avente una particolare tipologia di ROA, espresso dal rapporto tra l'EBITDA e il Totale degli Asset posseduti dall'impresa, inferiore al valore del tasso d'interesse pagato da un'impresa quotata AAA sul mercato in un dato anno, detto PRIME, e una particolare misura di leverage, data dal rapporto tra i Debiti Finanziari dell'impresa e l'EBIT, superiore al 60% del valore medio della stessa misura di Leverage per le imprese del database andate in default nel 2017, ovvero l'anno precedente rispetto l'ultimo anno della finestra temporale considerata da questa indagine.

Osservando l'output statistico del modello VIb:

```
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.10789  -0.14620  -0.08486  -0.05420   2.86039

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)    -5.980004    0.080601  -74.19  <2e-16 ***
Delta_EBITDA_su_AN_PRIME -10.873187    0.396603  -27.42  <2e-16 ***
DebFin_su_EBIT     0.156760    0.002698   58.11  <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 14873.7 on 47625 degrees of freedom
Residual deviance:  8742.1 on 47623 degrees of freedom
AIC: 8748.1
```

Number of Fisher Scoring iterations: 8

Si nota come, anche in questo altro caso, i segni algebrici dei coefficienti delle variabili di questo modello siano concordi con i segni dei coefficienti di correlazione tra le suddette variabili e il flag zombie considerato da questo modello, rappresentando correttamente il significato economico degli indici e dei parametri rappresentati dalle variabili all'interno del modello. Tutte le variabili di questa seconda versione del modello VI risultano significative per entrambi livelli di significatività $\alpha=5\%$ e $\alpha=1\%$, essendo il valore del *p-value* di ogni variabile è praticamente tendente a zero. Inoltre, la significatività delle variabili considerate da questo modello è confermata anche dal confronto del valore

assoluto dello *z-value* di ogni variabile, dato dal rapporto tra il coefficiente stimato per la variabile e lo *Std. Error* relativo, con il valore del quantile a livello di significatività $1-\alpha$ della distribuzione normale standard.

Sia nel $1-\alpha=95\%$ che nel caso $1-\alpha=99\%$, in cui il quantile assume rispettivamente un valore pari a 1,96 e 2,58, il valore assoluto dello *z-value* per tutte le variabili del modello risulta superiore a quest'ultimi due valori.

Il modello logit risultate dall'applicazione di questo modello è:

$$\begin{aligned} \text{logit} = & -5.980004 -10.873187*(EBITDA/Total Assets - PRIME) \\ & + 0.156760*(Debiti Finanziari/EBIT) \end{aligned}$$

Il valore relativo all'Accuracy del modello VIb è del 62,68%.

I risultati ottenuti dall'applicazione di questo modello predittivo sono riassunti ed evidenziati nelle figure 8.34, 8.35, 8.36. La percentuale di osservazioni zombie sul totale delle osservazioni analizzate è di circa il 4,54%. Il trend temporale delle osservazioni zombie trovate dal modello VIb è praticamente analogo al medesimo appartenente al modello VIa, con un andamento crescente delle osservazioni trovate per il primo triennio (2009-2011), con un picco di osservazioni positive toccato appunto nel 2011, e un andamento decrescente a partire da quest'ultimo fino alla fine della finestra temporale. Le imprese del settore tessile del dataset risultate con almeno due osservazioni zombie nella finestra temporale considerata sono all'incirca il 6,95% del totale. Mentre le imprese classificate come zombie almeno tre volte tra il 2009 e il 2018 risultano circa il 3,2% del numero totale delle imprese. Se si andasse invece a considerare le società del dataset risultate zombie per quasi la metà degli anni della finestra temporale considerata, quindi con almeno quattro osservazioni a proprio carico, la percentuale risulta naturalmente minore della precedente, all'incirca dell'1,44%. Come già osservato nella versione precedente del modello VI e in altri modelli già analizzati, vista la non indifferente selettività delle osservazioni trovate e la distribuzione di quest'ultime tra le imprese del dataset che risulta quantitativamente scarsa rispetto ad altri casi, si può sempre più dedurre che la comparazione di una variabile relativa alla profittabilità dell'impresa con un parametro target legato a un alto standard creditizio per l'impresa stessa, combinato nell'analisi all'utilizzo di un particolare indicatore di leverage, non risponda in modo efficace all'indagine delle imprese zombie e alla classificazione zombie oppure non si adatti particolarmente alle caratteristiche economiche delle società presenti nel dataset.

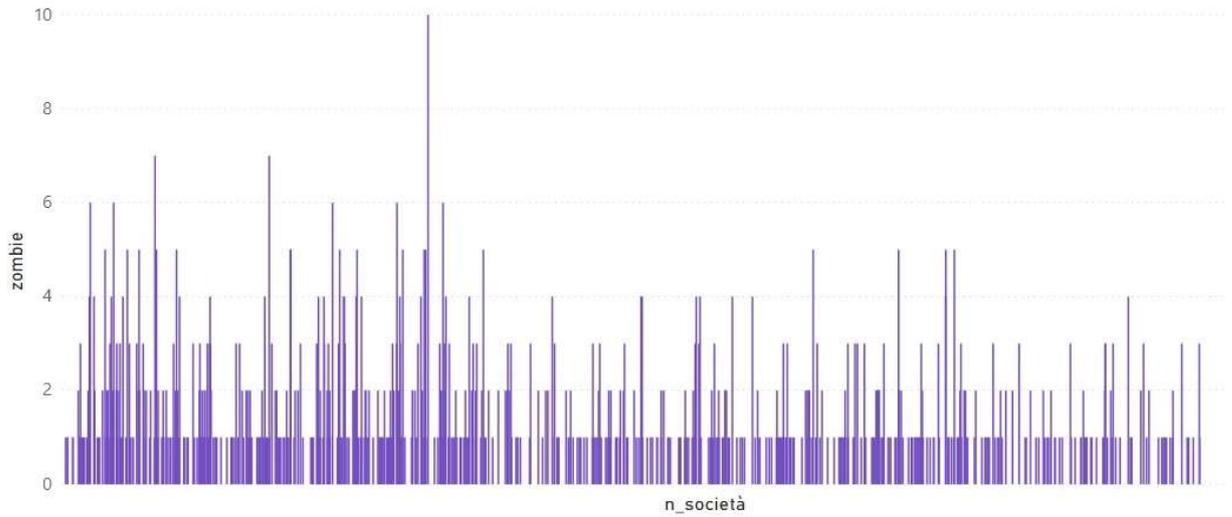


Figura 8.34 – Quantità di osservazioni zombie per singola società tra il 2009-2018 per il modello VIb.

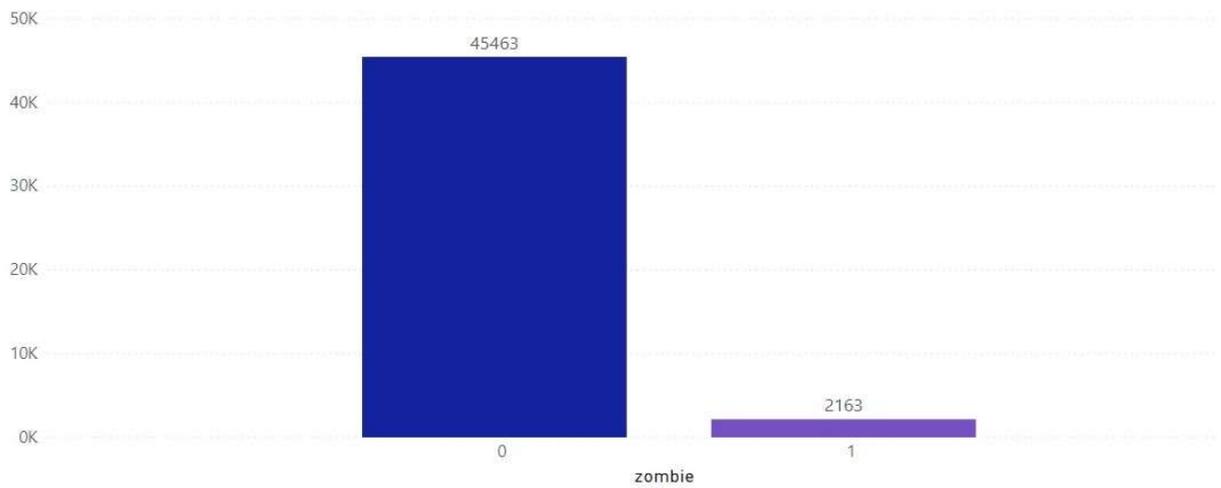


Figura 8.35 – Osservazioni zombie sul totale per il modello VIb.

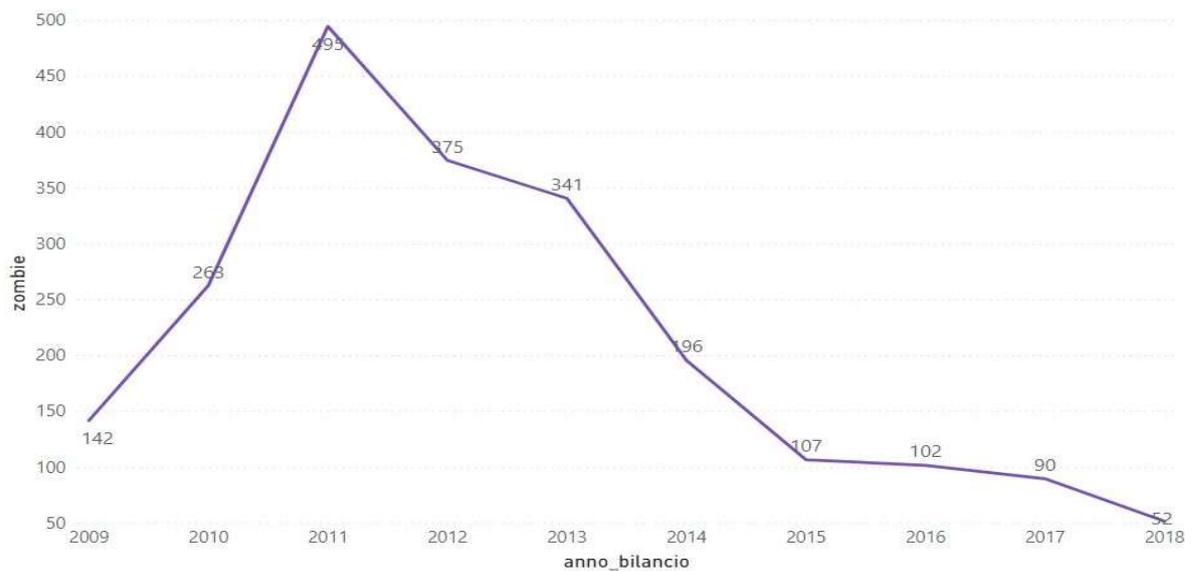


Figura 8.36 – Andamento temporale delle osservazioni zombie per modello VIb tra il 2009 e il 2018.

8.6.3 Modello VIc

La terza versione del sesto modello proposto si differenzia dalle due precedenti versioni in quanto prende in considerazione come primo criterio un indicatore relativo la disponibilità nel venire incontro ai propri impegni creditizi, in questo caso l'EBIT Interest Coverage Ratio, minore di uno per un'impresa classificata come zombie nel singolo anno analizzato. Nell'applicazione del modello questa variabile è combinata con la particolare misura di leverage, data dal rapporto tra i Debiti Finanziari dell'impresa e l'EBIT, che nel caso di un'impresa zombie deve risultare superiore al valore medio della stessa misura di Leverage per le imprese del database andate in default nel 2017, ovvero l'anno precedente rispetto l'ultimo anno della finestra temporale considerata da questa indagine.

Osservando l'output statistico del modello VIc:

```
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.7122 -0.0175 -0.0050 -0.0026  3.4348

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  -11.473346   0.484618  -23.68  <2e-16 ***
EBITDA_IRC   -0.111283   0.008745  -12.73  <2e-16 ***
DebFin_su_EBIT  0.278827   0.013999   19.92  <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 5623.9  on 47625  degrees of freedom
Residual deviance: 2933.0  on 47623  degrees of freedom
AIC: 2939

Number of Fisher Scoring iterations: 12
```

Si osserva come, anche in questo altro caso, i segni algebrici dei coefficienti delle variabili di questo modello siano concordi con i segni dei coefficienti di correlazione tra le suddette variabili e il flag zombie considerato da questo modello, rappresentando correttamente il significato economico degli indici e dei parametri rappresentati dalle variabili all'interno del modello. Tutte le variabili del modello VIc risultano significative per entrambi livelli di significatività $\alpha=5\%$ e $\alpha=1\%$, essendo il valore del *p-value* di ogni variabile è praticamente tendente a zero. Inoltre, la significatività delle variabili considerate da questo modello è confermata anche dal confronto del valore assoluto dello *z-value* di ogni variabile, dato dal rapporto tra il coefficiente stimato per la variabile e lo *Std. Error* relativo, con il valore del quantile a livello di significatività $1-\alpha$ della distribuzione normale standard.

Sia nel $1-\alpha=95\%$ che nel caso $1-\alpha=99\%$, in cui il quantile assume rispettivamente un valore pari a 1,96 e 2,58, il valore assoluto dello *z-value* per tutte le variabili del modello risulta superiore a quest'ultimi due valori.

Il modello logit risultate dall'applicazione di questo modello è:

$$\text{logit} = -11.473346 - 0.111283*(EBITDA\ IRC) + 0.278827*(Debiti\ Finanziari/EBIT)$$

Il valore relativo all'Accuracy del modello VIc è del 61,17%.

I risultati ottenuti e confermati dalle stime date dall'applicazione del modello predittivo di regressione logistica VIc sono riassunti e mostrati nelle figure 8.37, 8.38, 8.39.

Il modello in questione risulta molto più selettivo rispetto i casi precedentemente visti, anche rispetto le altre versioni del modello VI. I dati risultanti sulle osservazioni zombie sono quantitativamente scarsi e molto poco distribuiti tra le imprese del dataset. Infatti, la percentuale di osservazioni zombie sul totale delle osservazioni analizzate è di circa il 1,35%. Evidentemente le imprese esaminate non si adattano particolarmente a questo modello, nonostante il criterio fondato sulla misura di leverage sia meno restrittiva rispetto le altre versioni precedenti del modello VI.

L'andamento di queste osservazioni negli anni appartenenti alla finestra temporale analizzata è abbastanza altalenante e non uniforme, con picchi di osservazioni zombie riscontrati nel 2009, 2012 e 2014. Tra il 2014 e il 2018 questo trend si è mostrato largamente decrescente.

Le imprese del settore tessile del dataset risultate con almeno due osservazioni zombie nella finestra temporale considerata sono all'incirca l'1,64% del totale. Mentre le imprese classificate come zombie almeno tre volte tra il 2009 e il 2018 risultano circa lo 0,54% del numero totale delle imprese. Se si andasse invece a considerare le società del dataset risultate zombie per quasi la metà degli anni della finestra temporale considerata, quindi con almeno quattro osservazioni a proprio carico, la percentuale risulta naturalmente minore della precedente, all'incirca lo 0,16%.

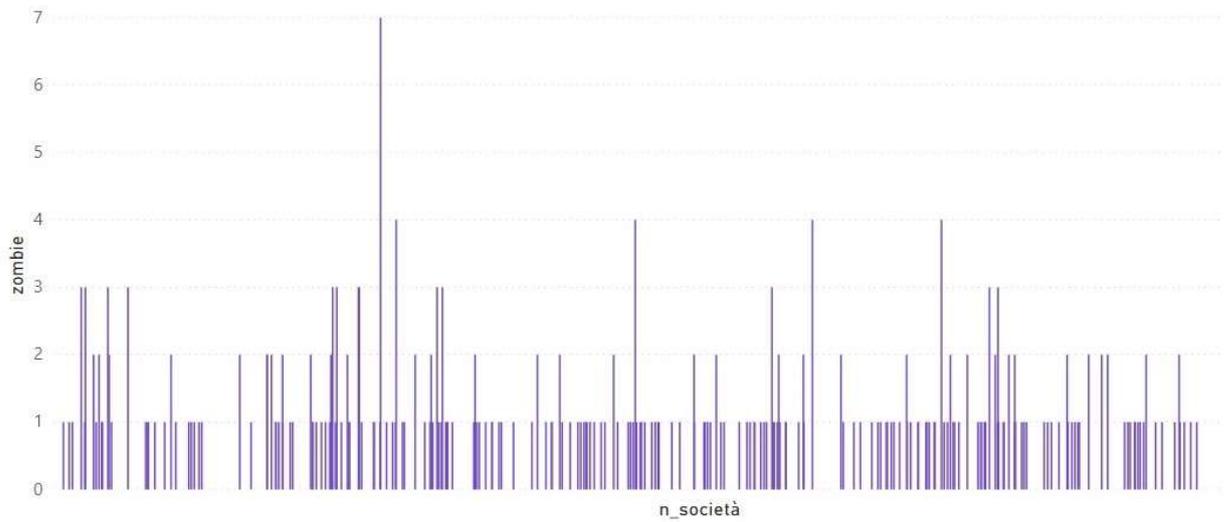


Figura 8.37 – Quantità di osservazioni zombie per singola società tra il 2009-2018 per il modello VIc.

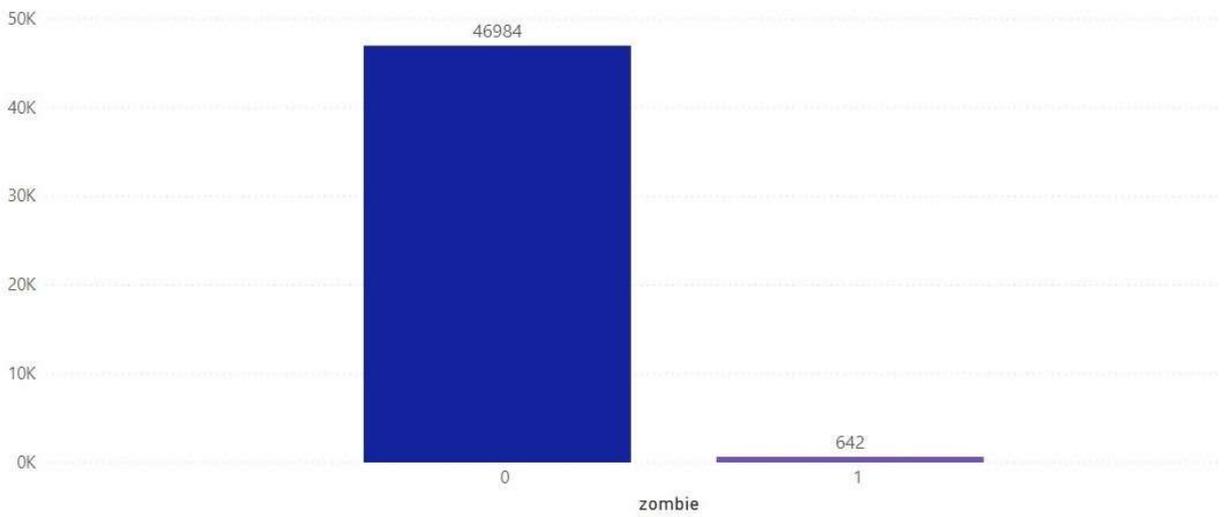


Figura 8.38 – Osservazioni zombie sul totale per il modello VIc.

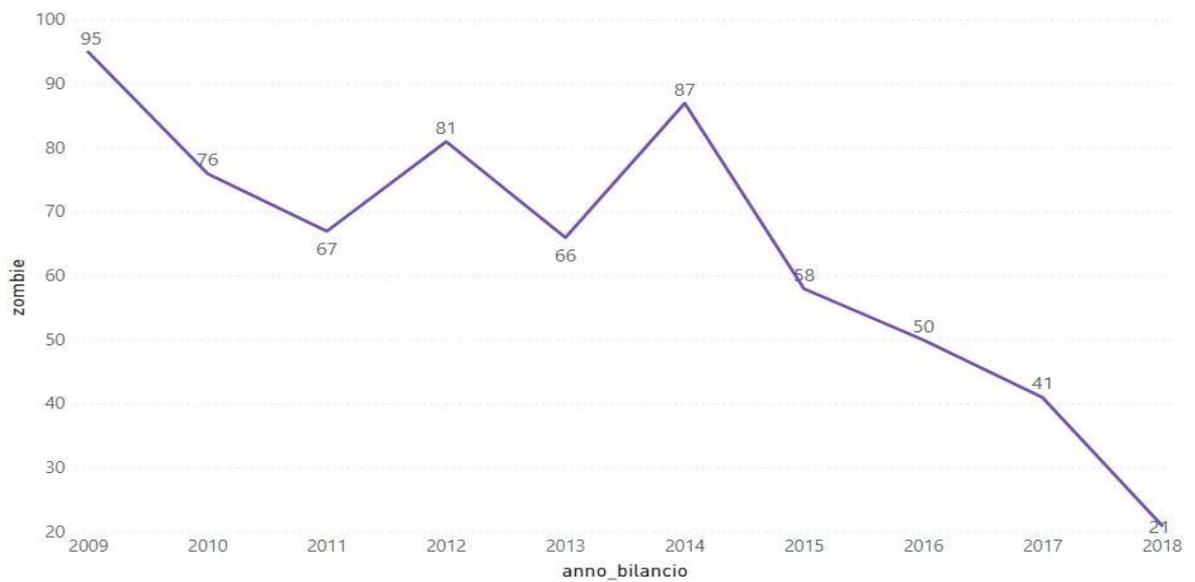


Figura 8.39 – Andamento temporale delle osservazioni zombie per modello VIc tra il 2009 e il 2018.

8.7 Modello VII

La prima versione del sesto modello proposto si fonda sull'applicazione di due criteri legati alla valutazione della disponibilità a venire incontro agli impegni creditizi da parte della singola impresa analizzata. Infatti, un'impresa risulta zombie se i propri interessi passivi netti, rappresentanti a bilancio dall'ammontare degli oneri finanziari al netto del valore dei proventi finanziari superasse l'EBIT e se l'EBIT Interest Coverage Ratio dell'impresa in questione risultasse negativo.

Osservando l'output statistico del modello VII:

```
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-7.5534  -0.3439  -0.0231   0.0000   1.9098

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  -1.6669480  0.0215944  -77.19  <2e-16 ***
Delta_OFN_EBIT  0.0209336  0.0004472   46.81  <2e-16 ***
EBIT_IRC      -0.3121024  0.0064424  -48.45  <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 54252  on 47625  degrees of freedom
Residual deviance: 16481  on 47623  degrees of freedom
AIC: 16487

Number of Fisher Scoring iterations: 25
```

Si nota come, anche in quest'ultimo caso, i segni algebrici dei coefficienti delle variabili di questo modello siano concordi con i segni dei coefficienti di correlazione tra le suddette variabili e il flag zombie considerato da questo modello, rappresentando correttamente il significato economico degli indici e dei parametri rappresentati dalle variabili all'interno del modello. Tutte le variabili del modello VII risultano significative per entrambi livelli di significatività $\alpha=5\%$ e $\alpha=1\%$, essendo il valore del *p-value* di ogni variabile è praticamente tendente a zero. Inoltre, la significatività delle variabili considerate da questo modello è confermata anche dal confronto del valore assoluto dello *z-value* di ogni variabile, dato dal rapporto tra il coefficiente stimato per la variabile e lo *Std. Error* relativo, con il valore del quantile a livello di significatività $1-\alpha$ della distribuzione normale standard.

Sia nel $1-\alpha=95\%$ che nel caso $1-\alpha=99\%$, in cui il quantile assume rispettivamente un valore pari a 1,96 e 2,58, il valore assoluto dello *z-value* per tutte le variabili del modello risulta superiore a quest'ultimi due valori.

Il modello logit risultate dall'applicazione di questo modello è:

$$\text{logit} = -1.6669480 + 0.0209336*(OF\ Netti - EBIT) - 0.3121024*(EBIT\ IRC)$$

Il valore relativo all'Accuracy del modello VII è del 62,33%.

I risultati ottenuti dall'applicazione del modello sono riassunti ed evidenziati nelle figure 8.40, 8.41, 8.42. Per quanto concerne i risultati di quest'ultimo modello, la percentuale di osservazioni zombie sul totale delle osservazioni analizzate è di circa il 25,67%. Essa è la percentuale di osservazioni zombie quantitativamente più rilevante osservata finora dall'applicazione dei modelli d'indagine zombie al dataset contenente le imprese del settore tessile italiano. Il trend temporale delle osservazioni zombie mostra un andamento maggiormente decrescente, con il più alto picco di queste osservazioni rilevato all'inizio dell'intervallo temporale considerato, ovvero nel 2009. Un altro picco di osservazioni è però osservabile anche nell'anno 2012 e dopodiché si assiste a un andamento del tutto decrescente nei restanti anni dell'intervallo temporale considerato nell'analisi.

Come si è già notato per le osservazioni zombie rilevate, questo modello provvede a fornire delle stime e delle percentuali piuttosto larghe della distribuzione del fenomeno zombie tra le imprese del settore tessile presenti nel dataset e trova sicuramente terreno fertile con le caratteristiche economico-finanziarie di queste società. Infatti, le imprese del settore tessile del dataset risultate con almeno due osservazioni zombie nella finestra temporale considerata sono all'incirca il 40,02% del totale. Mentre le imprese classificate come zombie almeno tre volte tra il 2009 e il 2018 risultano circa il 26,63% del numero totale delle imprese. Se si andasse invece a considerare le società del dataset risultate zombie per quasi la metà degli anni della finestra temporale considerata, quindi con almeno quattro osservazioni a proprio carico, la percentuale risulta naturalmente minore della precedente, all'incirca il 17,76%. Inoltre, se si andasse a osservare la quota di imprese con almeno cinque osservazioni zombie tra il 2009 e il 2018, essa risulta vicina all'11,45%. Questi risultati e queste evidenze relativi al fenomeno zombie sono di gran lunga superiori rispetto quelli ottenuti dall'applicazione di tutti gli altri modelli visti in precedenza e si può dedurre senza troppe difficoltà che essi siano abbastanza fuori scala, altrimenti dipingerebbero un quadro troppo critico per il settore tessile italiano.

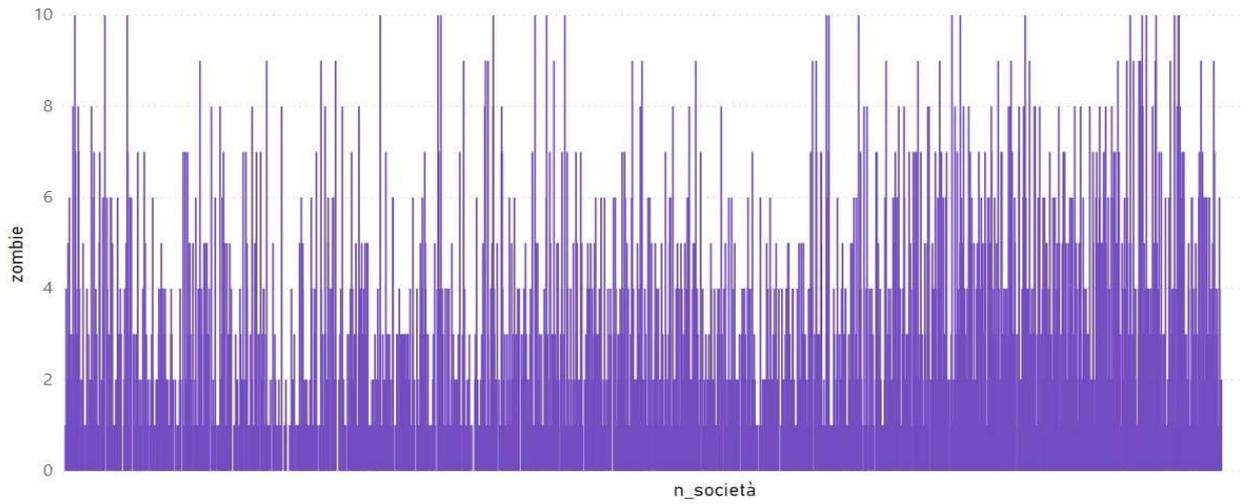


Figura 8.40 – Quantità di osservazioni zombie per singola società tra il 2009-2018 per il modello VII.

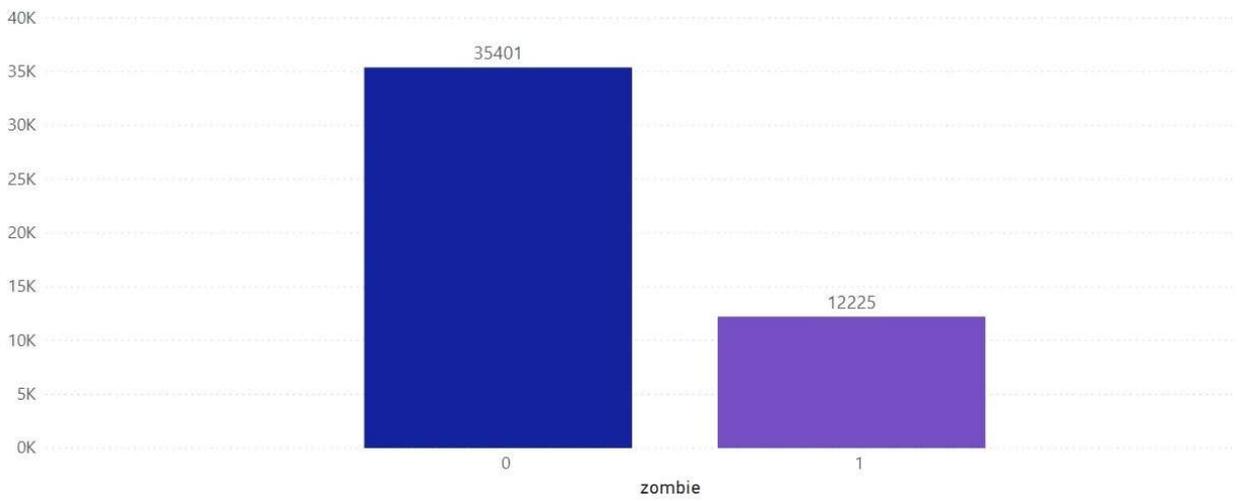


Figura 8.41 – Osservazioni zombie sul totale per il modello VII.

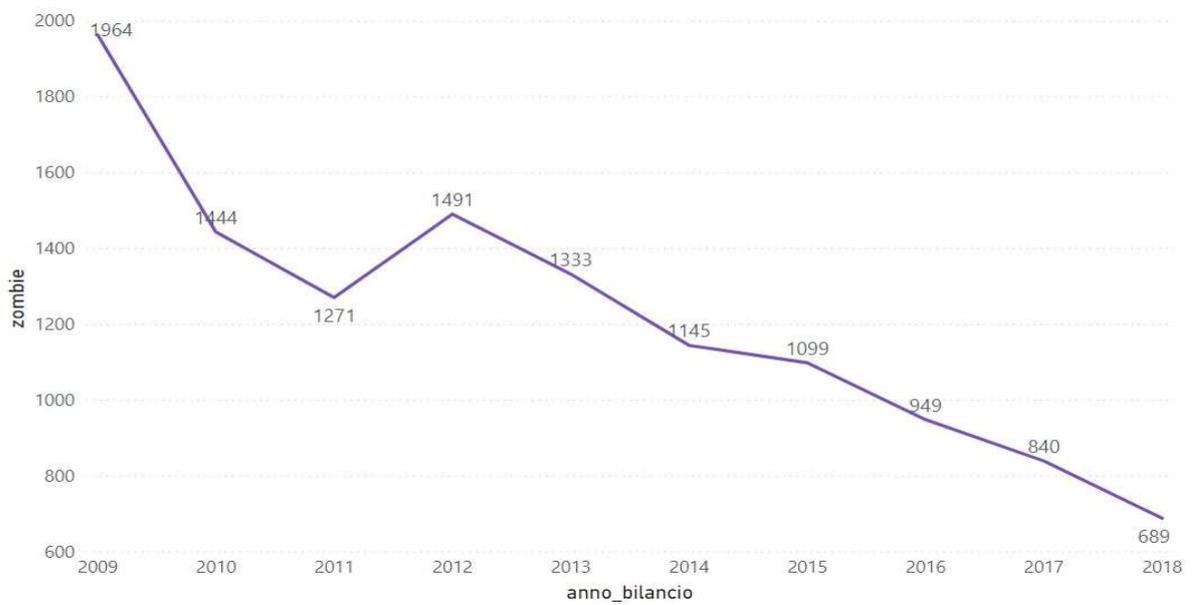


Figura 8.42– Andamento temporale delle osservazioni zombie per modello VII tra il 2009 e il 2018.

Conclusioni e spunti futuri

Partendo dalla situazione di recessione economica che ha attraversato il Giappone fino a qualche decennio fa fino ad arrivare a osservare da vicino il fenomeno tra i Paesi dell'OCSE, in Europa e in Italia grazie ai lavori e agli approfondimenti di vari studiosi, si è potuto constatare come le imprese zombie siano una questione assodata, certificata e di rilievo in molti settori dell'economia a livello nazionale e globale. Gli studi menzionati e visti nello specifico hanno delineato le caratteristiche e le specificità del fenomeno trattato in vari intervalli temporali e sono stati un fondamento, facendo da linea guida, a questo lavoro di tesi. Essi hanno anche e soprattutto avuto lo scopo e l'opportunità di analizzare la questione riguardante le imprese zombie e in palese difficoltà a livello continentale o intercontinentale e di correlarla con lo stress, le problematiche e le politiche relative agli istituti bancari, alla regolamentazione del loro settore di appartenenza, all'economia reale, alle situazioni di grave crisi economica e alle manovre attuate negli anni per contrastarle, facendone emergere le evidenze e le conseguenze più importanti. Prendendo in esame un database composto da tantissime imprese del settore tessile italiano con i relativi bilanci economici per una finestra temporale di quasi un decennio (2009-2018), si è stati in grado di sviluppare e applicare, attraverso il framework di regressione logistica, diversi modelli d'indagine per le imprese zombie, alcuni con diverse versioni, ridefiniti per adattarsi al meglio alle caratteristiche del dataset considerato.

I modelli proposti hanno riportato delle performance abbastanza buone, con dei valori di Accuracy compresi tra il 60% e il 73%. Inoltre, tutte le variabili impiegate e combinate tra loro nell'applicazione dei modelli sono risultate significative con livelli di significatività sia del 5% che dell'1%, per cui si può confermare l'affidabilità di questi modelli.

Facendo una media ponderata tra le varie stime sulle osservazioni zombie fatte dai vari modelli, si nota come in media all'incirca il 10,3% delle osservazioni del dataset, composte ognuna da bilancio economico aziendale di una certa impresa in un dato anno della finestra temporale, sono state identificate come zombie. Sempre in media, il 15,59% delle imprese del settore tessile presenti nel dataset considerato ha riscontrato in almeno due occorrenze lo status di zombie tra il 2009 e il 2018, mentre la media delle società che sono risultate zombie in almeno tre occasioni nello stesso intervallo temporale per i vari modelli proposti sono il 9,87%. Invece, la media delle imprese classificate come zombie per quasi la metà degli anni della finestra temporale considerata, quindi con almeno quattro osservazioni a proprio carico durante questo periodo, risulta il 6,48%.

Nonostante questi valori siano dei valori in media, risultano comunque delle stime non indifferenti dal punto di vista quantitativo e lasciano intendere che in media i modelli proposti si sono ben adattati e hanno trovato non pochi riscontri in materia di zombiness tra le imprese del settore tessile italiano appartenenti a questo dataset, sia per la situazione economica spesso precaria di queste imprese sia perché per la maggior parte dei casi si tratta di piccole e medio imprese e, come anche è stato osservato nella letteratura relativa al fenomeno in questione, sono proprio le PMI ad essere state oggetto degli studi ufficiali sulle evidenze del fenomeno zombie.

Analizzando i modelli proposti più da vicino, si nota come i picchi di osservazioni zombie sono concentrati nella prima parte della finestra temporale considerata, infatti, anni come il 2009 e il 2011 risultano in media gli anni con più concentrazione di osservazione zombie e, per la maggior parte dei casi, l'andamento di queste osservazioni dopo i primi anni risulta sempre decrescente tranne in pochi casi. Ciò riflette soprattutto l'andamento economico del settore tessile in questione, che proprio negli anni a cavallo tra il primo e il secondo decennio del ventunesimo secolo ha attraversato un periodo di difficoltà. Le concentrazioni di osservazioni zombie nella prima metà dell'intervallo temporale analizzato lasciano anche intendere una certa correlazione tra le evidenze zombie e la situazione economica italiana, ancora coinvolta all'epoca negli strascichi e nelle conseguenze della grande crisi finanziaria del 2007. Inoltre, a quel tempo, l'economia italiana e continentale si è anche trovata a dover affrontare la cosiddetta crisi dei bond sovrani, con misure di contenimento come le OMT Transactions che indirettamente hanno influito nello sviluppo riguardante le imprese zombie, come affermato dalle tesi di Ferrando, Popov, Udell (2015) e Acharya, Eisert, Eufinger e Hirsch (2017).

Si è anche notato come i modelli che sono riusciti a fornire dei risultati quantitativamente più estesi sono stati quelli che hanno considerato al loro interno delle variabili fondate su parametri di natura intrinseca alle imprese come l'età o che hanno combinato dei criteri della stessa natura e appartenenti a una medesima categoria. Hanno invece mostrato delle stime più ristrette i modelli con vincoli temporali sui criteri utilizzati e i modelli che hanno combinato criteri d'indagine basati su misure relative alla disponibilità a far fronte ai propri impegni creditizi con criteri fondati su misure di leverage. Mentre i modelli predittivi che hanno dato alla luce stime più consistenti e più in linea con i risultati evidenziati dalla letteratura relativa al fenomeno, sono stati quelli che hanno combinato anche più di due criteri a loro interno ma appartenenti a differenti categorie e di diversa natura.

La questione riguardante le imprese zombie e lo zombie lending può essere sicuramente approfondita ulteriormente e sarà sicuramente portata avanti negli anni. Considerando questo lavoro di tesi, esso ha avuto lo scopo e la possibilità di studiare e constatare la presenza del fenomeno solo dal punto di vista ristretto delle imprese presenti in questo dataset, ma sarebbe sicuramente interessante, avendo molti più dati a disposizione e soprattutto dati relativi al settore bancario, studiare le evidenze dei legami delle imprese risultate zombie con gli istituti bancari e le conseguenze del fenomeno zombie sulle performance dell'economia reale, come è stato portato a termine dagli studi ufficiali sulla questione.

Inoltre, si rivelerebbe molto interessante approfondire, negli studi successivi che verranno dedicati a questo fenomeno, le modalità di osservazione dei legami tra le banche, soprattutto quelle di grosse dimensioni, e le imprese zombie attraverso l'analisi di particolari parametri come la quotazione degli spread dei CDS (Credit Default Swaps) dell'intermediario bancario in relazione alla capitalizzazione interna, quindi allo stato di salute, dell'intermediario stesso. Un'altra tematica di approfondimento potrebbe riguardare l'aiuto indiretto delle politiche di regolamentazione attuate negli anni dal comitato di Basilea allo sviluppo e all'incremento delle imprese zombie nell'economia. Sarebbe infatti molto interessante riuscire ad analizzare quanto il mancato sfruttamento dei sistemi interni di rating alle banche, sotto un'adeguata vigilanza, abbia contribuito all'incremento della percentuale di NPL(Non-Performing Loans) detenuti dagli istituti e della quota di crediti anomali come quelli relativi alle imprese zombie.

Bibliografia

Giacomo Rodano & Enrico Sette, 2019. "Zombie firms in Italy: a critical assessment," *Questioni di Economia e Finanza (Occasional Papers)* 483, Bank of Italy, Economic Research and International Relations Area.

Storz, Manuela & Koetter, Michael & Setzer, Ralph & Westphal, Andreas, 2017. "Do we want these two to tango? On zombie firms and stressed banks in Europe," *Working Paper Series* 2104, European Central Bank.

Andrews, Dan & Petroulakis, Filippos, 2019. "Breaking the shackles: Zombie firms, weak banks and depressed restructuring in Europe," *Working Paper Series* 2240, European Central Bank.

Ricardo J. Caballero & Takeo Hoshi & Anil K. Kashyap, 2006. "Zombie Lending and Depressed Restructuring in Japan," *NBER Working Papers* 12129, National Bureau of Economic Research, Inc.

Joe Peek & Eric S. Rosengren, 2003. "Unnatural Selection: Perverse Incentives and the Misallocation of Credit in Japan," *NBER Working Papers* 9643, National Bureau of Economic Research, Inc.

Giannetti, Mariassunta & Simonov, Andrei, 2009. "On the Real Effects of Bank Bailouts: Micro-Evidence from Japan," *CEPR Discussion Papers* 7441, C.E.P.R. Discussion Papers.

Acharya, Viral & Eisert, Tim & Eufinger, Christian & Hirsch, Christian, 2017. "Whatever it takes: The real effects of unconventional monetary policy," *SAFE Working Paper Series* 152, Research Center SAFE - Sustainable Architecture for Finance in Europe, Goethe University Frankfurt.

Fabiano Schivardi & Enrico Sette & Guido Tabellini, 2017. "Credit misallocation during the European financial crisis," *Temi di discussione (Economic working papers)* 1139, Bank of Italy, Economic Research and International Relations Area.

Ugo Albertazzi & Domenico J. Marchetti, 2010. "Credit supply, flight to quality and evergreening: an analysis of bank-firm relationships after Lehman," *Temi di discussione (Economic working papers)* 756, Bank of Italy, Economic Research and International Relations Area.

Atif Mian & Asim Ijaz Khwaja, 2006. "Tracing the Impact of Bank Liquidity Shocks: Evidence from an Emerging Market," NBER Working Papers 12612, National Bureau of Economic Research, Inc.

Gita Gopinath & Sebnem Kalemli-Ozcan & Loukas Karabarbounis & Carolina Villegas-Sanchez, 2015. "Capital Allocation and Productivity in South Europe," NBER Working Papers 21453, National Bureau of Economic Research, Inc.ù

Fabio Schiantarelli & Massimiliano Stacchini & Philip Strahan, 2016. "Bank quality, judicial efficiency and borrower runs: loan repayment delays in Italy," Temi di discussione (Economic working papers) 1072, Bank of Italy, Economic Research and International Relations Area.

Andrea Linarello & Andrea Petrella, 2016. "Productivity and reallocation: evidence from the universe of Italian firms," Questioni di Economia e Finanza (Occasional Papers) 353, Bank of Italy, Economic Research and International Relations Area.

S. Calligaris & M. Del Gatto & F. Hassan & G.I.P. Ottaviano & F. Schivardi, 2016. "Italy's Productivity Conundrum. A Study on Resource Misallocation in Italy," European Economy - Discussion Papers 2015 - 030, Directorate General Economic and Financial Affairs (DG ECFIN), European Commission.

Gabriel Jiménez & Steven Ongena & José Luis Peydró & Jesús Saurina, 2009. "Hazardous times for monetary policy: What do twenty-three million bank loans say about the effects of monetary policy on credit risk-taking?," Working Papers 0833, Banco de España; Working Papers Homepage.

Acharya, Viral V. & Bharath, Sreedhar T. & Srinivasan, Anand, 2007. "Does industry-wide distress affect defaulted firms? Evidence from creditor recoveries," Journal of Financial Economics, Elsevier, vol. 85(3), pages 787-821, September.

Dan Andrews, Müge Adalet McGowan & Valentine Millot, 2017. "Confronting the zombies: policies for productivity revival", OECD publishing, OECD Economic Policy Paper No. 21.

Müge Adalet McGowan & Dan Andrews, 2016. "Insolvency Regimes And Productivity Growth: A Framework For Analysis", OECD Economics Department Working Papers No. 1309.

Müge Adalet McGowan, Dan Andrews & Valentine Millot, 2017. “Insolvency Regimes, Technology Diffusion and Productivity Growth: Evidence from Firms in OECD Countries”, OECD Economics Department Working Papers No. 1425.

Müge Adalet McGowan, Dan Andrews & Valentine Millot, 2017. “The Walking Dead? Zombie Firms and Productivity Performance in OECD Countries”, OECD Economics Department Working Papers No. 1372.

Müge Adalet McGowan, Dan Andrews & Valentine Millot, 2017. “Insolvency regimes, zombie firms and capital reallocation”, OECD Economics Department Working Papers No. 1399.

Kolev, A., F. Barbiero, A. Popov, P.-B. Brutscher, and M. Wolski (2016). “Misallocation of investment in Europe: Debt overhang, credit market distress, or weak demand?” Unpublished Working Paper.

Ferrando, A., A. Popov, and G. F. Udell (2015). “Sovereign stress, nonconventional monetary policy, and SME access to finance”. European Central Bank Working Paper Series No. 1820, 1–60.

J. Ohlson “Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy”, Journal of Accounting Research, Spring 1980

Ringraziamenti

Alla fine di questo percorso, avrei tanti ringraziamenti da fare, ma voglio essere il più breve possibile. Desidero innanzitutto dire grazie ai miei genitori, che come sempre, mi hanno fornito qualsiasi tipo di sostegno incondizionato e attenzione in ogni gradino che ho affrontato e oltrepassato, in ogni momento bello e brutto di questo nuovo percorso rivelatosi non senza delusioni e nuovamente, per la maggior parte delle circostanze, al di sotto delle aspettative. Li ringrazio con tutto me stesso e non smetterò mai di farlo, con la speranza che questi sacrifici ripaghino, da tutti i punti di vista, sin dal futuro più prossimo.

Voglio ringraziare i miei nonni, che nonostante la lontananza, l'età e gli acciacchi, mi sono sempre stati accanto in ogni modo, facendomi sentire costantemente nei loro pensieri. Tengo molto a dire grazie anche a mia sorella, che c'è sempre stata per ogni cosa, supportandomi e supportandomi in qualunque maniera.

Un grazie va al mio migliore amico e ai miei parenti più stretti che, nonostante i chilometri a fare da barriera, hanno sempre trovato il modo di starmi vicino, facendomi sentire sempre realmente vicino casa e mai solo nelle fatiche e negli ostacoli che ho avuto davanti.

Ringrazio tutti gli amici, vicini e lontani, tutti i colleghi e i coinquilini che ho trovato nei momenti di bisogno e non, nei momenti di studio e di compagnia, nei momenti in cui ci si doveva fare forza e nei momenti in cui invece c'era bisogno solamente di una bella distrazione. Colgo l'occasione anche per dedicare un pensiero a tutte le persone con cui strettamente ho avuto a che fare durante questo ultimo percorso, in cui ho imparato tanto e sono riuscito a raggiungere un grado maggiore di maturità. Da ognuna di loro, in tutte le esperienze professionali, personali e universitarie, ho imparato e mi porto dietro qualcosa, nel bene e nel male.

Infine, ringrazio molto il professore Varetto. Lo ringrazio in quanto in primis mi ha permesso di assaporare nuovamente la voglia e la determinazione nell'appassionarmi allo studio e al percorso che ho scelto, nel dedicarmi piacevolmente e con interesse a ciò per cui in questi anni ho applicato quasi tutto me stesso. Grazie al professore Varetto ho scoperto un nuovo mondo, vincendo una scommessa contro la motivazione che in me purtroppo si era assopita. Lo ringrazio tanto anche e soprattutto per la disponibilità e la gentilezza che mi ha dimostrato personalmente durante le lezioni e la stesura di questo lavoro di tesi, per i consigli, per la fiducia trasmessa e per ogni aiuto e supporto, facendomi sentire, per una delle rarissime volte nella mia carriera universitaria, non un semplice numero di matricola.