

# **DALLA CRISI ALLO SVILUPPO SOSTENIBILE**

**Principi e soluzioni  
nella prospettiva  
economico-aziendale**

a cura di

**Vittorio Dell'Atti  
Anna Lucia Muserra  
Stefano Marasca  
Rosa Lombardi**



**Società Italiana di Ragioneria  
e di Economia Aziendale**

**FrancoAngeli** 

Collana della Società Italiana dei Docenti di Ragioneria e di Economia Aziendale (SIDREA)

Direzione: Stefano Marasca (Università Politecnica delle Marche)

Comitato Scientifico: Stefano Adamo (Università del Salento); Luca Bartocci (Università di Perugia); Adele Caldarelli (Università di Napoli Federico II); Bettina Campedelli (Università di Verona); Nicola Castellano (Università di Pisa); Vittorio Dell'Atti (Università di Bari); Francesco De Luca (Università di Chieti-Pescara); Anna Maria Fellegara (Università Cattolica – Piacenza); Raffaele Fiorentino (Università di Napoli Parthenope); Francesco Giunta (Università di Firenze); Alberto Incollingo (Università della Campania); Giovanni Liberatore (Università di Firenze); Andrea Lionzo (Università Cattolica – Milano); Rosa Lombardi (Università di Roma La Sapienza); Luciano Marchi (Università di Pisa); Riccardo Mussari (Università di Siena); Paola Paoloni (Università di Roma La Sapienza); Stefania Veltri (Università della Calabria).

SIDREA è l'associazione scientifica dei docenti di Ragioneria e di Economia aziendale inquadrati nel settore scientifico-disciplinare SECS-P/07. L'associazione è stata costituita nel 2005 allo scopo di promuovere lo sviluppo della base scientifica, della cultura economico-aziendale e dei principi di buon governo delle aziende di ogni tipo: dalle imprese alle aziende non-profit; dalle aziende private alle amministrazioni pubbliche; dalle piccole e medie imprese alle grandi imprese; dalle aziende familiari alle reti d'impresa.

La Collana pubblica studi e ricerche realizzati nell'ambito dei Gruppi di Studio SIDREA sulle tematiche di rilevante interesse teorico e applicativo nell'area della Ragioneria e dell'Economia Aziendale. L'obiettivo è quello di sviluppare sia modelli teorici sia applicazioni, in rapporto alle teorie economico-aziendali ed alla prassi delle aziende e della professione, sulle specifiche tematiche di riferimento dei gruppi di studio:

- Bilancio e principi contabili;
- Comunicazione non finanziaria;
- Governance e Controlli interni;
- Linee guida per il Controllo di gestione;
- Contabilità pubblica;
- Valutazione d'azienda;
- Diagnosi precoce della crisi d'impresa;
- Capitale intellettuale, Smart Technologies e Digitalizzazione;
- Studi di Genere.



Il presente volume è pubblicato in open access, ossia il file dell'intero lavoro è liberamente scaricabile dalla piattaforma **FrancoAngeli Open Access** (<http://bit.ly/francoangeli-oa>).

**FrancoAngeli Open Access** è la piattaforma per pubblicare articoli e monografie, rispettando gli standard etici e qualitativi e la messa a disposizione dei contenuti ad accesso aperto. Oltre a garantire il deposito nei maggiori archivi e repository internazionali OA, la sua integrazione con tutto il ricco catalogo di riviste e collane FrancoAngeli massimizza la visibilità, favorisce facilità di ricerca per l'utente e possibilità di impatto per l'autore.

Per saperne di più:

<https://www.francoangeli.it/autori/21>

I lettori che desiderano informarsi sui libri e le riviste da noi pubblicati possono consultare il nostro sito Internet: [www.francoangeli.it](http://www.francoangeli.it) e iscriversi nella home page al servizio "Informatemi" per ricevere via e-mail le segnalazioni delle novità.

# **DALLA CRISI ALLO SVILUPPO SOSTENIBILE**

**Principi e soluzioni  
nella prospettiva  
economico-aziendale**

a cura di

**Vittorio Dell'Atti  
Anna Lucia Muserra  
Stefano Marasca  
Rosa Lombardi**



**Società Italiana di Ragioneria  
e di Economia Aziendale**

**FrancoAngeli** 

Il presente volume è stato sottoposto a doppio referaggio.

Copyright © 2022 by FrancoAngeli s.r.l., Milano, Italy.

Pubblicato con licenza *Creative Commons Attribuzione-Non Commerciale-Non opere derivate 4.0 Internazionale* (CC-BY-NC-ND 4.0)

*L'opera, comprese tutte le sue parti, è tutelata dalla legge sul diritto d'autore. L'Utente nel momento in cui effettua il download dell'opera accetta tutte le condizioni della licenza d'uso dell'opera previste e comunicate sul sito*

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/deed.it>

# INDICE

**Prefazione** pag. 9

## SEZIONE I CRISI E RISANAMENTO AZIENDALE

- 1. Economia aziendale, teorie giuridiche e diritto della crisi: la conservazione dell'impresa nell'evoluzione del pensiero italiano**, di *Annalisa Baldissera* » 15
- 2. Business continuity management for building resilience in time of crisis: an empirical survey on Italian listed companies**, di *Marianna Mauro e Monica Giancotti* » 40
- 3. L'impatto del settore economico sull'efficacia dei modelli di previsione dell'insolvenza: il caso delle imprese italiane**, di *Sergio Branciarri, Marco Giuliani e Simone Poli* » 58
- 4. Covid-19 e continuità aziendale: la relazione del revisore e prime evidenze sulle relazioni infrannuali**, di *Giuseppe Ianniello, Marco Mainardi e Fabrizio Rossi* » 84
- 5. La *Business Continuity* nel periodo Covid-19 nella prospettiva dei *capital providers***, di *Sabrina Pucci, Marco Venuti e Umberto Lupatelli* » 104

SEZIONE II  
GOVERNANCE, CONTROLLI INTERNI E RISK MANAGEMENT

- 6. Il ruolo della *corporate governance* nell'orientamento strategico allo sviluppo sostenibile dell'impresa. Il caso delle Società Benefit italiane**, di *Christian Corsi, Antonio Prencipe e Danilo Boffa* pag. 129
- 7. Gli effetti della Compliance in tema di Sistema di Controllo Interno e Gestione dei Rischi sulle performance operative delle società quotate italiane**, di *Tonia Tassone* » 151
- 8. Composizione del Consiglio di Amministrazione e Pianificazione Fiscale dell'impresa. Un focus sulla Borsa Italiana**, di *Andrea Vacca e Paola Scorrano* » 169
- 9. Risk Management in Circular Economy Strategies**, di *Daniela M. Salvioni, Francesca Gennari e Raffaella Cassano* » 188
- 10. Audit Pricing and Ceo Characteristics: An Empirical Research**, di *Fabrizia Sarto e Sara Saggese* » 209

SEZIONE III  
SVILUPPO SOSTENIBILE, ETICA E RESPONSABILITÀ SOCIALE

- 11. Il ruolo delle istituzioni pubbliche nel perseguimento dello sviluppo sostenibile. Il caso ILVA di Taranto**, di *Rossella Leopizzi e Mario Turco* » 223
- 12. La redditività post crisi delle PMI innovative italiane per uno sviluppo sostenibile: esiti di un'indagine decennale sui bilanci**, di *Guido Migliaccio e Pietro Pavone* » 243
- 13. Crisi e direttrici del cambiamento nel settore turistico-ricettivo: il ruolo del capitale intellettuale "sostenibile"**, di *Daniela Di Berardino, Antonio Prencipe e Ilaria Cannito* » 273
- 14. Le aziende italiane del gioco d'azzardo tra le due grandi crisi: equilibri economico-finanziari e limiti etico-sociali**, di *Guido Migliaccio e Monica Di Stazio* » 300

<b>15. La responsabilità sociale d'impresa nei periodi di emergenza: reale responsabilità o espediente anticrisi?</b> , di <i>Christian Rainero e Giuseppe Modarelli</i>	pag. 330
<b>16. L'etica contabile: un'analisi della letteratura tra passato, presente e futuro</b> , di <i>Riccardo Mussari, Aurelio Tommasetti, Gennaro Maione e Daniela Sorrentino</i>	» 345
<b>17. Stakeholder Engagement in State Owned Enterprises: Is Twitter a democratic tool?</b> , di <i>Sara Moggi e Lorenzo Ligorio</i>	» 366
<b>18. Insegnamenti per le aziende dalla lotta contro il Covid-19</b> , di <i>Emiliano Di Carlo</i>	» 385
<b>19. Relazioni fra malagestione e dissesto degli enti locali: un caso-studio</b> , di <i>Salvatore Gnoffo</i>	» 404

SEZIONE IV  
MISURAZIONE DELLE PERFORMANCE,  
COMUNICAZIONE FINANZIARIA  
E INFORMATIVA NON FINANZIARIA

<b>20. Non financial disclosure e comparabilità interaziendale: personalizzazione, armonizzazione o standardizzazione?</b> , di <i>Eva Cerioni, Alessia D'Andrea, Marco Giuliani e Stefano Marasca</i>	» 435
<b>21. La gestione e la rendicontazione del rischio climatico nelle aziende: Analisi della letteratura e degli standard internazionali e prospettive di sviluppo</b> , di <i>Francesco Badia, Grazia Onorato, Vittorio Dell'Atti</i>	» 455
<b>22. The Materiality Matrix in European reporting practices: a diachronic perspective</b> , di <i>Tiziana De Cristofaro</i>	» 478
<b>23. La qualità dell'informativa sui rischi non finanziari e il valore aziendale. Un'analisi delle società italiane quotate in Borsa</b> , di <i>Michele Rubino</i>	» 497



<b>24. Covid-19 e informativa di bilancio: un'analisi dei contenuti degli Annual Report delle società quotate italiane,</b> di <i>Palmira Piedepalumbo, Daniela Mancini e Rita Lamboglia</i>	pag.	515
<b>25. Digitalizzazione e performance nelle Università: un'analisi della letteratura internazionale,</b> di <i>Lino Cinquini e Sara Giovanna Mauro</i>	»	538
<b>26. Il ruolo della socio-emotional wealth nei sistemi di gestione della performance delle family business: revisione della letteratura e framework concettuale,</b> di <i>Ivo Hristov</i>	»	555
<b>27. Virtual relations and value creation for female enterprises during the COVID 19 pandemic era,</b> di <i>Paola Paoloni e Francesca Dal Mas</i>	»	575
<b>28. Industry 4.0 and Intellectual Capital: a state of the art,</b> di <i>Federica Palazzi, Annalisa Sentuti e Francesca Sgrò</i>	»	590

# 3. L'IMPATTO DEL SETTORE ECONOMICO SULL'EFFICACIA DEI MODELLI DI PREVISIONE DELL'INSOLVENZA: IL CASO DELLE IMPRESE ITALIANE

di *Sergio Branciarì, Marco Giuliani e Simone Poli*

## 3.1. Introduzione e analisi della letteratura

Nonostante l'ampio numero di studi degli ultimi cinquanta anni<sup>1</sup> sulla previsione dell'insolvenza delle imprese, alcune questioni restano ancora non pienamente definite. Tra queste c'è quella relativa all'impatto del settore economico di appartenenza delle imprese sull'efficacia dei “modelli di previsione dell'insolvenza” delle stesse.

Rispetto al settore economico di appartenenza delle imprese, la letteratura di riferimento distingue tra modelli “generali” e modelli “specifici” settoriali (Varetto, 1999). I primi sono costruiti sulla base di, e sono destinati a, tutte le imprese, appartenenti a qualsiasi settore economico. Nell'ambito di questi il settore economico di appartenenza delle imprese può essere contemplato come variabile qualitativa, opportunamente operazionalizzata (serie di variabili dicotomiche). I secondi, invece, sono costruiti sulla base di, e sono destinati a, imprese appartenenti a uno specifico settore economico<sup>2</sup>.

A tale proposito, Varetto (1999, pp. 210-211) rileva che

Una delle cause che può contribuire alla instabilità delle funzioni [dei modelli] riguarda la diversa sensibilità al ciclo dei diversi settori economici nel caso

<sup>1</sup> Lo dimostrano alcune estese review della letteratura, quali quelle, per esempio, di Scott (1981), Dimitras et al. (1996), O'leary (1998), Tay e Shen (2002), Daubie e Meskens (2002), Calderon e Cheh (2002), Balcaen e Ooghe (2006), Bellovary et al. (2007a), Bellovary et al. (2007b), Bahrammirzaee (2010), Verikas et al. (2010), Lin et al. (2011), Marques et al. (2013), Sun et al. (2014), do Prado et al. (2016), Chen et al. (2016), Alaka et al. (2018) e Habib et al. (2020).

<sup>2</sup> Secondo Sun et al. (2014), lo sviluppo e l'ampiamiento dei database di ricerca ha fatto spostare l'attenzione degli studiosi da modelli “generali” a modelli “specifici” per settori economici. Per esempi dei secondi si vedano Zhang et al. (1999), Kim e Gu (2006), Hu e Ansell (2007), Chandra et al. (2009), D'Antoni et al. (2009), Hu e Ansell (2009), Ravisankar et al. (2010), Mateos-Ronco et al. (2011), Ng et al. (2011), Li e Sun (2012), Park e Hancer (2012), Callejón et al. (2013), Gill de Albornoz e Giner (2013), Keener (2013), Spicka (2013), Bartoloni e Baussola (2014), Kim e Upneja (2014), Fernández et al. (2016), Fallahpour et al. (2017), Fernández et al. (2019).

di modelli predittivi generali (ovvero di modelli che abbracciano un ampio spettro di settori). Idealmente sarebbe preferibile disporre di singoli modelli settoriali in grado di catturare le specificità delle imprese che vi operano, ma questo approccio è generalmente incompatibile con la limitatezza dei campioni di società anomale. Diventa quindi una scelta praticamente obbligata la costruzione di modelli generali, sui quali vengono raggruppati insieme settoriali più omogenei possibile [...]. I modelli generali tendono quindi a riflettere gli andamenti medi dei settori che vi sono rappresentati: se i divari tra i livelli degli indicatori, o il loro andamento, sono troppo diversi ovvero è differente la sensibilità al ciclo economico (cicli settoriali sfasati e di diversa ampiezza) si possono generare instabilità nei modelli ovvero un'eccessiva influenza di alcuni settori sul profilo medio dei risultati complessivi<sup>3</sup>.

L'assunzione che il settore economico possa esercitare un impatto rilevante sull'efficacia dei modelli di previsione dell'insolvenza e quella, ancora più stringente, che i modelli specifici settoriali siano più performanti dei modelli generali, però, restano ancora ipotesi da confermare (Bellovary et al., 2007a; Fernández et al., 2019), perché gli studi precedenti non appaiono né concordanti né conclusivi sulle stesse<sup>4</sup>.

Infatti, da un lato, ci sono studi che hanno confermato le ipotesi anzidette. Platt e Platt (1990) mostrano che è necessario considerare i profili legati al settore economico nei modelli di previsione dell'insolvenza in quanto il settore economico sintetizza profili specifici, come i fattori produttivi impiegati, il ciclo produttivo, la struttura competitiva, il modello di distribuzione, ecc. Chava e Jarrow (2004) ritengono che la variabile "settore" sia fondamentale nei modelli di previsione dell'insolvenza in quanto tale variabile riflette non solo aspetti strategico-organizzativi e competitivi, ma anche convenzioni contabili specifiche a parità di principi contabili adottati. Questi autori, in particolare, hanno trovato che il modello generale che include tra le variabili indipendenti quelle necessarie a contemplare il settore economico delle imprese ha maggiore capacità predittiva di quello che le esclude. Ooghe e de Prijcker (2008) evidenziano la necessità di adottare modelli specifici settoriali in quanto imprese operanti in settori differenti, pur avendo strutture finanziarie simili, hanno una diversa probabilità di default. Halteh (2015) ha

<sup>3</sup> Costruire modelli di previsione dell'insolvenza delle imprese per settori economici specifici, comunque, porterebbe a dovervi rinunciare per quei settori economici per i quali i campioni d'impresa non fossero numericamente idonei. Alcuni studi precedenti hanno proposto di superare la problematica in esame attraverso la "trasformazione" di variabili o l'introduzione di variabili che fossero in grado di riflettere in un qualche modo le diversità settoriali. Si vedano, per esempio, Izan (1984), Platt e Platt (1990) e Platt e Platt (1991).

<sup>4</sup> Secondo Fernández et al. (2019) la mancanza di una conclusione definitiva può essere dovuta al fatto che i modelli proposti in letteratura non possano essere confrontati in modo omogeneo, a causa della disparità di metodologie, approcci, banche dati disponibili, periodi e paesi, tra le altre questioni.

trovato che i modelli specifici settoriali appaiono più performanti di un modello generale.

Tuttavia, dall'altro lato, ci sono studi che hanno rigettato o confermato solo parzialmente le ipotesi anzidette. Altman et al. (2017) hanno trovato che le variabili settoriali non migliorano la capacità predittiva del modello quando lo stesso è costruito a livello globale e che la migliorano solo per alcuni paesi, quando lo stesso è costruito a livello di singolo paese (l'Italia, inclusa nell'indagine, non rientra fra quelli che migliorano). Fernández et al. (2019) hanno trovato che il modello generale che include variabili volte a contemplare il settore economico di appartenenza delle imprese è più performante del modello generale che le esclude e che è più performante di tutti i modelli specifici settoriali, quando l'arco temporale di previsione è di un anno, e di quattro modelli specifici settoriali dei cinque proposti, quando l'arco temporale di previsione è di due anni.

Pertanto, l'idea che "specifico" sia meglio di "generale" rappresenta ancora oggi un importante e interessante ambito di ricerca<sup>5</sup>.

Al fine di dare un contributo su tale questione, lo studio ha l'obiettivo di verificare l'esistenza di un impatto del settore economico di appartenenza delle imprese sulla capacità predittiva di modelli di previsione dell'insolvenza con riferimento alle imprese italiane.

Più formalmente, considerando che i risultati degli studi precedenti non sono né concordanti né conclusivi, questo lavoro ha l'obiettivo di testare le ipotesi di ricerca nulle che seguono:

*H<sub>1</sub>: l'inclusione di variabili volte a considerare il settore economico di appartenenza delle imprese in un modello di previsione dell'insolvenza generale non impatta sulla capacità predittiva dello stesso.*

*H<sub>2</sub>: i modelli di previsione dell'insolvenza specifici settoriali non hanno diversa capacità predittiva rispetto a un modello di previsione dell'insolvenza generale.*

### **3.2. Metodologia di ricerca**

Utilizzando un campione di imprese opportunamente selezionato, per testare le ipotesi di ricerca si è proceduto nel modo che segue:

<sup>5</sup> Uno stimolo ulteriore viene dalla recente riforma della normativa nazionale sulla crisi d'impresa. Il legislatore ha introdotto l'istituto dell'allerta e, tra l'altro, ha delegato l'Ordine Nazionale dei Dottori Commercialisti ed Esperti Contabili (ODCEC) a produrre il set di indici di bilancio su cui basare l'allerta, specificando che tali indici di bilancio tengano conto del settore economico di appartenenza delle imprese. Il legislatore, quindi, ha fatto propria l'idea della rilevanza del settore economico di appartenenza ai fini della previsione della crisi d'impresa.

- si è costruito il modello di previsione dell'insolvenza generale, sulla base del campione di imprese complessivo (appartenenti a molteplici settori economici), escludendo tra le variabili indipendenti quelle necessarie per contemplare il settore economico di appartenenza delle stesse (**mod 1**);
- si è costruito un secondo modello di previsione dell'insolvenza generale includendo in quello di cui al punto precedente le variabili indipendenti necessarie per contemplare il settore economico di appartenenza delle imprese (**mod 2**);
- si sono costruiti i modelli di previsione dell'insolvenza “specifici” di settore, sulla base dei sotto-campioni di imprese distinti per settore economico di appartenenza delle imprese (**mod “n”**, con n che indica il settore economico di riferimento); i modelli di previsione dell'insolvenza specifici settoriali sono stati costruiti per i settori economici per i quali il numero di imprese “in crisi” è risultato almeno pari a 100;
- si è osservata la significatività statistica delle differenze tra i livelli di capacità predittiva del mod 1 e del mod 2, applicati al campione complessivo, e tra i livelli di capacità predittiva del mod 1 e di ciascuno dei mod “n”, applicati ai campioni di riferimento di questi ultimi.

Se i livelli di capacità predittiva dei mod 2 e/o “n” non risultano diversi da quello del mod 1, le ipotesi di ricerca saranno confermate. Nel caso contrario, le ipotesi di ricerca saranno rigettate.

Evidentemente, testare le ipotesi di ricerca nei modi descritti, richiede la costruzione di modelli di previsione dell'insolvenza. La costruzione di tali modelli può essere articolata nelle cinque fasi che seguono:

- identificazione dell'evento che segnala l'esistenza della crisi;
- definizione del campione;
- scelta della tecnica di analisi;
- selezione delle variabili;
- valutazione della efficacia e validazione del modello.

Come in numerosi studi precedenti (Altman, 1968; Altman et al., 1977; Altman e Sametz, 1977; Ohlson, 1980; Dirickx e Van Landeghem, 1994; Ward e Foster, 1997; Daubie e Meskens, 2002; Charitou et al., 2004; Ciampi, 2015; De Luca e Meschieri, 2017; Giacosa e Mazzoleni, 2018), la crisi d'impresa è stata assunta nella sua accezione giuridica e l'evento che segnala la sua esistenza è stato identificato nell'apertura di una delle procedure concorsuali applicabili alle imprese su cui si focalizza il presente lavoro in base alla normativa in vigore nel periodo di riferimento (Regio Decreto 16 marzo 1942, n. 267), cioè il fallimento e il concordato preventivo. Quindi, una impresa è stata considerata “in crisi” se è stata interessata dall'apertura del fallimento o del concordato preventivo nel corso dell'anno di riferimento (2018). Una impresa è stata considerata “non in crisi” nel caso contrario.

Molti modelli di previsione dell'insolvenza proposti in studi precedenti si basano su un anno come orizzonte temporale di previsione (Du Jardin, 2017). In pratica, volendo costruire un modello che sia in grado di prevedere che una impresa vada in crisi o non vada in crisi nell'anno "n", si costruisce il modello sulla base dei bilanci dell'anno "n-1". Tuttavia, questo approccio ha in pratica un beneficio molto limitato (Nyitrai e Virág, 2019), perché i bilanci generalmente non sono accessibili immediatamente dopo la fine di un esercizio amministrativo. Il ritardo temporale è di solito di circa cinque mesi, il che significa che i documenti contabili che riflettono lo "stato di salute" della impresa nell'anno n-1 sono disponibili solo nel sesto mese dell'anno n. Questo è altamente problematico nel caso in cui l'impresa in considerazione fallisca o entri in concordato preventivo nella prima parte dell'anno n. Persino nel caso in cui l'impresa fallisca o entri in concordato preventivo nell'ultimo mese dell'anno n gli stakeholder dell'impresa hanno solo mezzo anno per intraprendere azioni che minimizzino le loro perdite nel caso in cui siano creditori del fallimento o concordatari. In ogni caso, questo breve periodo di tempo è di solito non abbastanza per raggiungere risparmi considerevoli.

Tenuto conto di quanto precede, si è deciso di costruire modelli di previsione dell'insolvenza che si basano su due anni come orizzonte temporale di previsione<sup>6</sup>. Di conseguenza, sono stati usati i dati contabili dell'anno n-2 (che corrisponde al 2016) per predire lo "stato di salute" dell'impresa nell'anno n (che corrisponde al 2018)<sup>7</sup>.

Per quanto riguarda la definizione del campione di imprese utilizzato per l'indagine, esso è stato definito in due fasi.

Nella prima fase sono state individuate le imprese "in crisi" e le imprese "non in crisi" sulla base dei criteri di selezione riportati e commentati, rispettivamente, nella Tabella A e nella Tabella B in appendice<sup>8</sup>.

Nella seconda fase, le imprese "in crisi" sono state acquisite nel loro complesso, le imprese "non in crisi" sono state acquisite per un numero pari a quello delle imprese "in crisi", utilizzando il criterio di selezione casuale<sup>9</sup>, facendo in modo che, per ciascun settore economico (individuato in base alle prime due cifre del codice ATECO 2007), ci fosse un numero uguale di imprese "in crisi" e imprese "non in crisi". Quindi, è stata utilizzata la strategia

<sup>6</sup> Sottoriva (2012: 3) osserva che «la crisi [...] nella maggior parte dei casi si evidenzia almeno due anni prima della sua conclamata manifestazione esterna».

<sup>7</sup> Si fa questa scelta nella consapevolezza, però, che più si va indietro con l'anno di costruzione del modello di previsione, più l'efficacia previsionale dello stesso tende a ridursi. Tuttavia, due anni prima appaiono un giusto compromesso tra esigenze di efficacia e di utilità pratica.

<sup>8</sup> I dati sono stati estratti dalla banca dati AIDA (nella sua versione più estesa). I dati sono stati estratti nel mese di gennaio 2020.

<sup>9</sup> A tale proposito Comuzzi (1995: 154) osserva che "soltanto in questo modo [cioè utilizzando il criterio di selezione casuale per le imprese "non in crisi"] si garantirebbe una accettabile significatività dei risultati". Questo modo di operare è in linea con quello di, per esempio, Ciampi (2015) e Arnis et al. (2018).

di selezione del campione nota come “*matched-pairs*”, in linea con la prevalenza degli studi precedenti (Sun et al., 2014).

Nella Tabella 1 si riportano i numeri relativi.

Tab. 1 – Composizione del campione per settore economico di appartenenza

Settore economico	Imprese “in crisi”	Imprese “non in crisi”	Imprese totali
Fabbricazione di prodotti in metallo (esclusi macchinari e attrezzature) (25)	68	68	136
Fabbricazione di macchinari ed apparecchiature n.d.a. (28)	37	37	74
Costruzione di edifici (41)	276	276	552
Lavori di costruzione specializzati (43)	101	101	202
Commercio all’ingrosso e al dettaglio e riparazione di autoveicoli e motocicli (45)	34	34	68
Commercio all’ingrosso (escluso quello di autoveicoli e motocicli) (46)	230	230	460
Commercio al dettaglio (escluso quello di autoveicoli e motocicli) (47)	140	140	280
Trasporto terrestre e trasporto mediante condotte (49)	45	45	90
Attività dei servizi di ristorazione (56)	64	64	128
Attività immobiliari (68)	137	137	274
Totale	1.132	1.132	2.264

Note. I settori economici presi in considerazione sono stati i primi dieci per numerosità (decrescente) di imprese “in crisi”. Tra parentesi i primi due numeri del codice ATECO.

Le tecniche di analisi utilizzate negli studi precedenti per la costruzione di modelli di previsione dell’insolvenza sono numerose<sup>10</sup>.

Ognuna di esse presenta punti di forza e punti di debolezza<sup>11</sup>. La tecnica di analisi utilizzata in questo lavoro è la regressione logistica (elaborata attraverso il software statistico Stata®)<sup>12</sup>, per i motivi che seguono<sup>13</sup>: è una

<sup>10</sup> Lo dimostrano, per esempio, le estese review della letteratura richiamate in nota 1.

<sup>11</sup> Per un’analisi critica delle potenzialità e dei limiti delle diverse tecniche di analisi si vedano, per esempio, Rossi (1988), Teodori (1989), Poddighe e Madonna (2006), Cestari (2009), Bisogno (2012) e Giorgino (2015).

<sup>12</sup> La regressione logistica è una tecnica di analisi utilizzata in modo diffuso negli studi quantitativi e sulla quale c’è una altrettanto diffusa conoscenza dei relativi aspetti tecnici. Di conseguenza, per un loro approfondimento si rinvia alla manualistica di riferimento come, per esempio, Hilbe (2009) e Hosmer e Lemeshow (2000).

<sup>13</sup> Si vedano, per esempio, Forestieri (1977), Ohlson (1980), Zavgren (1985), Aziz et al. (1988), Keasey e McGuinness (1990), Platt e Platt (1990), Theodossiou (1991), Salchenberger et al. (1992), Ward (1994a), Laitinen e Laitinen (1998), McGurr e DeVaney (1998), Dimitras

delle tecniche più frequentemente usata nella costruzione dei modelli di previsione della crisi d'impresa; ha meno vincoli, in termini di assunti, rispetto ad altre tecniche di analisi più frequentemente usate per la costruzione dei modelli di previsione della crisi d'impresa (in particolare rispetto all'analisi discriminante multivariata); la regressione logistica può includere, tra le variabili indipendenti, variabili e qualitative, opportunamente operazionalizzate; è la più trasparente e comprensibile in termini di risultati; permette di definire i livelli di probabilità della crisi d'impresa<sup>14</sup>; garantisce accettabili livelli di performance, in termini sia assoluti sia relativi (cioè in termini comparativi). Sebbene abbia i punti di forza elencati, comunque anch'essa ha punti di debolezza (Alaka et al., 2018).

Per quanto riguarda la selezione delle variabili da includere nel modello, come generalmente riconosciuto in letteratura, in mancanza di una teoria universalmente riconosciuta della crisi d'impresa, è difficile e arbitrario identificare *a priori* gli indici di bilancio da prendere in considerazione (Du Jardin, 2009). Di conseguenza, di norma si parte da un ampio numero di indici di bilancio e si lascia la fase della selezione alle più opportune tecniche di natura statistica ed econometrica (Barontini, 2002). Così si è fatto in questo studio.

Per l'individuazione dell'insieme di indici di bilancio di partenza, si sono fatti nostri gli approcci di ricerca e i risultati del recente studio di Poli (2020). In esso l'individuazione dell'insieme di indici di bilancio di partenza ha tenuto conto di quanto segue:

- l'adozione della *stretta* "prospettiva del soggetto esterno": il soggetto esterno può utilizzare solo il bilancio destinato a pubblicazione<sup>15</sup>, di conseguenza non si possono prendere in considerazione indici di bilancio che non possano essere definiti sulla base del bilancio destinato a pubblicazione e, in alcuni casi, si devono prendere in considerazione indici di bilancio costruiti con livelli di approssimazione più o meno elevati rispetto alle rispettive configurazioni "teoriche" degli stessi (cioè quelle derivanti dalle modalità di costruzione indicate nella letteratura di riferimento);
- la focalizzazione sui bilanci in forma abbreviata, data la netta prevalenza di questi: il riferimento al bilancio redatto in forma abbreviata produce le stesse conseguenze rilevate al punto precedente;

et al. (1996), Kahya e Theodossiou (1999), Beynon e Peel (2001), Neophytou et al. (2001), Westgaard e Wijst (2001), Foreman (2002), Brockman e Turtle (2003), Jackson e Wood (2013).

<sup>14</sup> Si ricorda che il modello di regressione logistica non restituisce direttamente la probabilità che l'impresa sia in crisi, bensì il logaritmo naturale del rapporto tra la probabilità che l'impresa sia in crisi e quella che l'impresa non sia in crisi. Di conseguenza, la probabilità che l'impresa sia in crisi va dedotta da tale valore.

<sup>15</sup> Poli (2020) ha utilizzato solo gli schemi di stato patrimoniale e conto economico.



- l'applicabilità tendenzialmente generale del modello di previsione dell'insolvenza, cioè la possibilità di applicare il modello di previsione dell'insolvenza al numero più elevato possibile di imprese: questo porta alla esclusione di indici di bilancio che possano risultare “troppo frequentemente” non determinabili<sup>16</sup>.

Sulla base degli approcci di ricerca illustrati, Poli (2020) è giunto alla individuazione degli indici di bilancio riportati in tabella, che sono utilizzati come indici di bilancio di partenza in questo lavoro.

Indice di bilancio <sup>17</sup>	Modalità di calcolo
Incidenza del margine di struttura (primario)	$(PN - AF) / TA$
Incidenza del margine di struttura (secondario)	$(PN + P_{con} - AF) / TA$
Grado di dipendenza finanziaria	$(P_{con} + P_{cor}) / TA$
Indice di esigibilità del debito	$P_{cor} / (P_{con} + P_{cor})$
Indice di liquidità (I livello)	$LI / P_{cor}$
Incidenza del margine di tesoreria (I livello)	$(LI - P_{cor}) / TA$
Indice di liquidità (II livello)	$(LI + LD) / P_{cor}$
Incidenza del margine di tesoreria (II livello)	$(LI + LD - P_{cor}) / TA$
Indice di liquidità (III livello)	$AC / P_{cor}$
Incidenza del margine di tesoreria (III livello)	$(AC - P_{cor}) / TA$
VA su totale attivo	$VA / TA$
EBITDA su totale attivo	$EBITDA / TA$
RO su totale attivo	$RO / TA$
EBIT su totale attivo	$EBIT / TA$
EBT su totale attivo	$EBT / TA$
RN su totale attivo	$RN / TA$
Rotazione capitale investito	$Ricavi / TA$
Rotazione attivo circolante	$Ricavi / AC$

Note. “PN” = “Totale patrimonio netto”. “AF” = somma di “Crediti verso soci per versamenti ancora dovuti”, “Totale immobilizzazioni” e “Crediti esigibili oltre l’esercizio successivo”. “TA” = “Totale attivo”. “P<sub>con</sub>” = somma di “Fondi per rischi e oneri”, “Trattamento di fine rapporto di lavoro subordinato” e “Debiti esigibili oltre l’esercizio successivo”. “P<sub>cor</sub>” = somma di “Debiti esigibili entro l’esercizio successivo” e “Ratei e risconti (passivi)”. “LI” =

<sup>16</sup> L’approccio è diverso da quello frequentemente utilizzato negli studi precedenti: di solito si escludono dai campioni le imprese per le quali gli indici di bilancio non sono disponibili, qui si escludono gli indici di bilancio che non sono disponibili per il numero più alto possibile di imprese.

<sup>17</sup> Per la definizione degli indici, si rinvia a Poli (2020). Per il valore segnaletico degli stessi, si rinvia alla letteratura di riferimento. Per esempio, Teodori (2017).

“Disponibilità liquide”. “LD” = somma di “Disponibilità liquide”, “Crediti esigibili entro l’esercizio successivo”, “Attività finanziarie che non costituiscono immobilizzazioni” e “Ratei e risconti (attivi)”. “AC” = somma di “Disponibilità liquide”, “Crediti esigibili entro l’esercizio successivo”, “Ratei e risconti (attivi)” e “Rimanenze”. “VA” = differenza tra “Totale valore della produzione” e la somma delle voci B.6, B.7, B.8, B.11 e B.14. “EBITDA” = differenza tra “VA” e la voce B.9. “RO” = differenza tra “EBITDA” e la somma delle voci B.10, B.12 e B.13. “EBIT” = somma algebrica tra “RO”, “Totale proventi e oneri finanziari (esclusa la voce C.17)” e “Totale delle rettifiche di valore di attività e passività finanziarie”. “EBT” = somma algebrica tra “EBIT” e la voce C.17. “RN” = “Utile (Perdita) dell’esercizio”. “Ricavi” = somma delle voci A.1 e A.3. Il bilancio di riferimento è il bilancio di esercizio redatto in forma abbreviata, come definito dalla normativa di riferimento.

Alle variabili rappresentate dagli indici di bilancio precedenti, sono state aggiunte variabili di controllo volte a verificare l’effetto prodotto da alcune caratteristiche delle imprese, in particolare, la dimensione e l’età dell’impresa<sup>18</sup>. In dettaglio:

- per verificare l’impatto della dimensione dell’impresa, sono state aggiunte due variabili, costituite dal totale attivo di stato patrimoniale (“dimensione1”) e dal totale ricavi di conto economico (“dimensione2”)<sup>19</sup>;
- per verificare l’impatto dell’età dell’impresa, è stata aggiunta una variabile (“età”) calcolata in termini di logaritmo naturale del numero di anni tra quello di costituzione dell’impresa e quello di entrata in fallimento o concordato preventivo della stessa (2018).

Ulteriori variabili sono state aggiunte per la costruzione del modello 2, definito in precedenza. Esse sono volte a contemplare il settore economico di appartenenza dell’impresa. Quest’ultimo è assunto nei termini delle prime due cifre del codice ATECO 2007<sup>20</sup>. Considerando che i settori economici di

<sup>18</sup> Studi precedenti hanno dimostrato che anche altre caratteristiche delle imprese possono concorrere alla definizione dell’efficacia di un modello di previsione della crisi d’impresa. Si vedano, per esempio, Xu et al. (2019) ed ElBannan (2021). Particolarmente investigata appare l’influenza delle caratteristiche della corporate governance. Tuttavia, si ritiene che l’estensione dell’indagine nella direzione della inclusione di caratteristiche qualitative dell’impresa possa essere un proficuo sviluppo futuro di ricerca. Per una panoramica degli studi suddetti si vedano, per esempio, Chaganti et al. (1985), Baysinger e Hoskisson (1990), D’Aveni (1990), Hambrick e D’Aveni (1992), Finkelstein e D’Aveni (1994), Mueller e Barker (1997), Elloumi e Gueyié (2001), Parker et al. (2002), Deng e Wang (2006), Dowell et al. (2011), Li et al. (2020) e Liang et al. (2020).

<sup>19</sup> Per quanto riguarda la prima variabile, si è assunto il logaritmo naturale del totale attivo di stato patrimoniale. Per quanto riguarda la seconda variabile, si è assunto il logaritmo naturale della somma delle voci A1 e A3 del conto economico, aumentato di 1 (così da superare i problemi di definizione del logaritmo naturale di ricavi pari a zero).

<sup>20</sup> Con riferimento specifico ai settori economici italiani, Teodori (2017: 16) rileva che «il concetto di settore risulta, nella maggior parte dei casi, troppo ampio per disporre di utili termini di paragone: non sempre è agevole assegnare un’impresa a un settore di attività che sia sufficientemente omogeneo al proprio interno. Inoltre, non poche imprese operano in più settori di attività: in questo caso andrebbe scelto quello prevalente, ad esempio facendo ricorso

riferimento delle imprese del campione sono dieci, esse sono costituite da nove variabili dummy (il caso base è stato riconosciuto al settore economico più rappresentato, cioè il 41).

Le variabili costituite da indici di bilancio sono state “depurate” dagli outlier<sup>21</sup>. Per gli indici di bilancio aventi il range di variazione compreso tra 0 e 1, è stata esclusa la presenza di outlier. Per quelli che possono assumere i valori più bassi tendenti a “meno infinito” e/o i valori più alti tendenti a “più infinito”, il valore più basso del quinto percentile e/o il valore più alto del novantacinquesimo percentile, rispettivamente, sono stati considerati outlier. Gli outlier sono stati trattati con la tecnica della winsorizzazione, così da non perdere alcuna osservazione: all’outlier minore del quinto percentile è stato assegnato il valore corrispondente al quinto percentile, mentre all’outlier maggiore del novantacinquesimo percentile è stato assegnato il valore corrispondente al novantacinquesimo percentile<sup>22</sup>.

Scelto il modello di analisi e le variabili indipendenti, occorre definire la modalità di selezione delle variabili indipendenti da includere nel modello di analisi. In letteratura si propende per l’inclusione di tutte e solo le variabili che dimostrino una relazione statisticamente significativa con la variabile dipendente. In questo lavoro ciò è stato realizzato attraverso la procedura nota come “*stepwise selection method*”<sup>23</sup>.

Questa tecnica di selezione porta, nel caso in cui i livelli di significatività del “*likelihood-ratio test*” siano fissati su valori restrittivi, come fatto in questo lavoro, alla esclusione di variabili indipendenti collineari. La collinearità porta a stime inaffidabili e instabili dei coefficienti di regressione (Midi et al., 2010). Di conseguenza, le variabili indipendenti collineari non possono essere tutte inserite nel modello. Solo una può essere mantenuta. Da ciò de-

al fatturato. Tale situazione si presenta con maggiore frequenza al crescere della dimensione [...]. Infine, non sempre è agevole definire i confini di un settore e identificare i criteri da seguire». Teodori (2017: 17) successivamente afferma che «l’analisi di settore presenta differenti limiti soprattutto se basata su criteri ‘generali’, quali i codici Ateco».

<sup>21</sup> Questo è stato fatto nell’ambito di quello che sarà definito sotto-campione *train*.

<sup>22</sup> Non essendoci metodologie univoche per l’*identificazione* e il *trattamento* degli outlier, negli studi precedenti sui modelli di previsione della crisi d’impresa si riscontrano comportamenti eterogenei con riferimento a entrambi gli aspetti (cioè alla *identificazione* e al *trattamento*), nonostante il fatto che l’efficacia del modello di previsione della crisi d’impresa possa non essere insensibile alla specifica metodologia usata (Tsai e Cheng, 2012; Pawelek et al., 2017; Nyitrai e Virág, 2019). Per una panoramica sui diversi comportamenti tenuti in letteratura si vedano, per esempio, Shumway (2001), Emel et al. (2003), Min e Lee (2008), Wu et al. (2010), De Andrés et al. (2011), Hauser e Booth (2011), Hwang et al. (2011), Li et al. (2011), Li e Sun (2011), Cao (2012), Crone e Finlay (2012), Sun e Li (2012), Cubiles-De La Vega et al. (2013), Wu e Hsu (2012), Foster e Zurada (2013), Orth (2013), Spicka (2013).

<sup>23</sup> Come test statistico per decidere l’ingresso ovvero l’uscita della variabile indipendente nel/dal modello è stato utilizzato il “*likelihood-ratio test*”, fissando i rispettivi livelli di significatività a 0,01 e 0,05. Sebbene la procedura utilizzata sia la più ricorrente negli studi precedenti, essa non è scevra da critiche (Miller, 2002).

riva la necessità di utilizzare adeguate metodologie per l'individuazione delle variabili indipendenti interessate dal problema della collinearità e per la scelta di quali mantenere/escludere tra queste ultime<sup>24</sup>.

Per la valutazione della “capacità predittiva” dei modelli, come in, per esempio, Chava e Barrow (2004) e Altman et al. (2017), è stata utilizzata l'AUC (acronimo dell'espressione inglese “*Area Under Curve*”, in cui “*Curve*” sta per “curva ROC”, in cui “ROC” è l'acronimo dell'espressione inglese “*Receiver Operating Characteristic*”). Come noto, l'AUC può assumere valori compresi tra 1 (massimo) e 0,50 (minimo). Tanto maggiore è l'AUC, tanto maggiore è il livello di “capacità predittiva” del modello<sup>25</sup>.

La capacità predittiva dei modelli è stata valutata con riferimento a un campione indipendente (cosiddetto campione “*test*”), diverso da quello utilizzato per la stima del modello stesso (cosiddetto campione “*train*”). Per tale motivo, il campione di imprese iniziale è stato scisso in due sotto-campioni, un campione “*train*” e un campione “*test*”, composti, rispettivamente, da 2/3 e da 1/3 delle osservazioni complessive. L'assegnazione ai due sotto-campioni è stata fatta casualmente, imponendo due soli vincoli al processo di assegnazione: 1) pari proporzione di imprese “in crisi” e imprese “non in crisi” e 2) pari proporzione di imprese per settore economico<sup>26</sup>.

Dalla significatività statistica della differenza tra le AUC calcolate per i diversi modelli è dipesa la conferma ovvero il rigetto delle ipotesi di ricerca. Per la sua valutazione è stata utilizzato il comando “*roccomp*” di Stata© (Cleves, 2002).

<sup>24</sup> Per questo motivo la collinearità non è stata approciata direttamente e in modo specifico. L'esclusione di variabili indipendenti collineari con lo “*stepwise selection method*” è ricordata, per esempio, da Pompe e Bilderbeek (2005), Tsai (2009), Ciampi (2015), Bauwraerts (2016) e Ciampi (2017). Comunque, la collinearità delle variabili indipendenti è stata verificata, successivamente alla fase di selezione delle variabili, attraverso il cosiddetto “Fattore di crescita della varianza”.

<sup>25</sup> Per l'interpretazione dei valori dell'AUC è possibile fare riferimento alla scala proposta da Swets (1998), riportata di seguito:

Valore di AUC	Livello di efficacia del modello
AUC = 0,50	Modello non informativo
0,50 < AUC ≤ 0,70	Modello poco accurato
0,70 < AUC ≤ 0,90	Modello moderatamente accurato
0,90 < AUC < 1	Modello altamente accurato
AUC = 1	Modello perfetto

<sup>26</sup> In pratica, dato 120 il numero d'impresе di un dato settore economico, di cui 60 “in crisi” e 60 “non in crisi”, il campione “*train*” si compone di 80 imprese, di cui 40 “in crisi” e 40 “non in crisi”, mentre il campione “*test*” si compone di 40 imprese, di cui 20 “in crisi” e 20 “non in crisi”.

### 3.3. Risultati e discussione

Nella tabella che segue sono riportati i risultati dell'analisi.

Indice di bilancio	MOD 1	MOD 2	MOD 41	MOD 46	MOD 47	MOD 68	MOD 43
Incidenza del margine di struttura (primario)				-1,74		2,05	
Incidenza del margine di struttura (secondario)							
Grado di dipendenza finanziaria	2,17	2,20	3,11			8,05	
Indice di esigibilità del debito							
Indice di liquidità (I livello)	-1,50	-1,58	-1,39	-4,12	-5,14		
Incidenza del margine di tesoreria (I livello)	-1,28	-1,27		-2,56			-6,74
Indice di liquidità (II livello)	0,49	0,52			1,32		
Incidenza del margine di tesoreria (II livello)							
Indice di liquidità (III livello)							1,03
Incidenza del margine di tesoreria (III livello)				1,05			
VA su totale attivo							
MOL/EBITDA su totale attivo	-1,94	-2,03					
RO su totale attivo							
EBIT su totale attivo							
EBT su totale attivo							
RN su totale attivo							-9,83
Rotazione capitale investito					-2,51		
Rotazione attivo circolante			0,53		1,24		
dimensione1	0,37	0,43	0,45			1,08	
dimensione2	-0,52	-0,07	-0,07				
età							
Settore (9 variabili dummy)		in- cluso					
Costante	-7,31	-8,31	-8,68	-2,75	-3,02	-21,61	-5,69
AUC proprio	0,80	0,80	0,72	0,84	0,67	0,77	0,80
AUC con il MOD 1		0,80	0,76	0,82	0,73	0,81	0,91
<b>Significatività statistica della differenza</b>							*
$\chi^2$		0,12	2,72	0,69	1,69	0,62	4,60
probabilità		0,73	0,10	0,41	0,19	0,43	0,03

Note. “MOD 1” è il modello “generale”, costruito sulla base del campione di imprese complessivo (appartenenti a molteplici settori economici), escludendo tra le variabili indipendenti quelle necessarie per contemplare il settore economico di appartenenza delle stesse. “MOD 2” è il modello “generale”, costruito includendo nel “MOD 1” le variabili indipendenti necessarie per contemplare il settore economico di appartenenza delle imprese. “MOD 41”, “MOD 46”, “MOD 47”, “MOD 68” e “MOD 43” sono i modelli “specifici” di settore, costruiti sulla base dei sotto-campioni di imprese distinti per settore economico di appartenenza delle imprese (prime due cifre del codice ATECO 2007). Per ciascun modello, sono riportati i coefficienti di regressione delle variabili che la procedura illustrata nella sezione dedicata alla illustrazione della metodologia di ricerca ha portato a selezionare. Nelle ultime tre righe della tabella sono riportati i dati necessari per il test delle ipotesi di ricerca. “AUC proprio” è l’area sottostante la curva ROC definita con il modello di riferimento (indicato nell’intestazione della colonna). “AUC con il MOD 1” è l’area sottostante la curva ROC definita con il mod 1 per il campione “test” utilizzato per “AUC proprio”. “Significatività statistica della differenza” è l’esito del test condotto sulla differenza dei due valori precedenti. La casella vuota significa che la differenza non è statisticamente significativa. \* significa che la differenza è statisticamente significativa al 5%.

Dalla tabella si evince che la metodologia descritta in precedenza ha portato alla individuazione di modelli, quello generale e quelli specifici settoriali, diversi tra loro, per gli indici di bilancio che includono, i coefficienti di regressione (quando un indice di bilancio è incluso in più di un modello) e le capacità predittive. Queste differenze giustificano e avvalorano le ipotesi di ricerca di questo lavoro.

Con riferimento alla prima ipotesi di ricerca, cioè *«l’inclusione di variabili volte a considerare il settore economico di appartenenza delle imprese in un modello di previsione dell’insolvenza generale non impatta sulla capacità predittiva dello stesso»*, i risultati evidenziano che la differenza tra gli AUC relativi al mod 1 e al mod 2 non è statisticamente significativa (al livello del 5%). Di conseguenza, l’ipotesi di ricerca H1 è confermata.

Questo risultato è opposto a quelli di, per esempio, Chava e Jarrow (2004), riferito a imprese statunitensi, e Fernández et al. (2019), riferito a imprese spagnole. Esso, tuttavia, è in linea con quello di Altman et al. (2017), riferito a imprese di molteplici paesi. In quest’ultimo studio, in particolare, è stata condotta una indagine, almeno in parte, simile a quella condotta in questo lavoro, sia in generale sia con riferimento a singoli paesi, dalla quale è emerso che, per alcuni paesi, l’inclusione di variabili volte a considerare il settore economico di appartenenza delle imprese nel modello di previsione dell’insolvenza generale aumenta la capacità predittiva del modello, mentre, per altri paesi, tra cui l’Italia, tale inclusione non aumenta la capacità predittiva del modello. Il fatto che nello studio di Altman et al. (2017) sia stato utilizzato un modello diverso (per variabili indipendenti considerate e campione utilizzato) rafforza il risultato ottenuto in questo lavoro.

Con riferimento alla seconda ipotesi di ricerca, cioè *«i modelli di previsione dell’insolvenza specifici settoriali non hanno diversa capacità predittiva»*,

*tiva rispetto a un modello di previsione dell'insolvenza generale»*, i risultati evidenziano che la differenza tra gli AUC relativi al mod 1 e al mod “n” (“n” è il settore economico di riferimento) non è statisticamente significativa (al livello del 5%) per i settori economici 41, 46, 47 e 68, mentre è statisticamente significativa (al livello del 5%) per il settore economico 43. Tuttavia, in quest'ultimo caso, l'AUC relativa al mod 1 è superiore a quella relativa al mod 43. Di conseguenza, l'ipotesi di ricerca H2 è confermata parzialmente.

Questo risultato è diverso sia da quello di Halteh (2015), riferito alle imprese australiane, sia da quello di Fernández et al. (2019), riferito alle imprese spagnole. Il primo studio richiamato ha trovato che i modelli specifici di settore hanno più elevata capacità predittiva del modello generale. Il secondo studio richiamato, invece, ha trovato che il modello generale che include le variabili volte a considerare il settore economico di appartenenza delle imprese è migliore del modello specifico per tutti i cinque i settori economici considerati, quando la previsione è fatta a un anno dall'entrata in crisi dell'impresa, è migliore (peggiore) del modello specifico per quattro (uno) dei cinque settori economici considerati, invece, quando la previsione è fatta a due anni dall'entrata in crisi dell'impresa.

Il fatto che i modelli specifici settoriali non siano superiori al modello generale contrasta con l'idea di alcuni studiosi secondo la quale un modello generale è meno performante di uno specifico settoriale a causa della diversa distribuzione degli indici di bilancio tra settori economici diversi (Smith e Liou, 2007). Questi autori suggeriscono che, dal momento che un dato indice di bilancio può distribuirsi diversamente tra i settori economici (così da avere valori medi generali e valori medi per sottogruppo di imprese in crisi e imprese non in crisi diversi), il valore “discriminante” tra imprese in crisi e imprese non in crisi calcolato con riferimento a tutte le imprese contrae la capacità discriminante a livello di specifico settore economico. Se così fosse, però, i modelli specifici settoriali costruiti in questo lavoro avrebbero dovuto risultare più performanti del modello generale, dal momento che non risentono del problema anzidetto. Anzi, quegli autori richiamano proprio l'opportunità di costruire modelli differenziati. I risultati esposti e commentati in precedenza contrastano con quanto sostenuto e suggerito dagli autori anzidetti.

Il fatto che i modelli specifici settoriali non abbiano riportato una capacità predittiva superiore al modello generale potrebbe derivare dal fatto che il set di indici di bilancio di partenza non abbia incluso quegli indici di bilancio specifici settoriali che sarebbero stati in grado di incrementare la capacità predittiva degli stessi. Questo suggerisce, quindi, che l'indagine condotta in questo lavoro dovrà essere estesa nella direzione di individuare indici di bilancio specifici settoriali da includere nel set di indici di bilancio di partenza. Tuttavia, Fernández et al. (2019), che hanno operato la loro indagine includendo nel set di indici di bilancio di partenza anche indici di bilancio specifici settoriali, non hanno trovato, eccetto che in un caso, che i modelli speci-

fici settoriali sono migliori del modello generale. Al contrario, essi hanno trovato la prevalenza del modello generale (includente le dummy volte a contemplare il settore economico) sui modelli specifici settoriali: per tutti i settori contemplati nello studio, quando l'arco temporale di riferimento della previsione è stato quello di un anno, per quattro dei cinque settori contemplati nello studio, quando l'arco temporale di riferimento della previsione è stato quello di due anni.

### 3.4. Conclusione

Il lavoro ha evidenziato che il settore economico di appartenenza delle imprese non riveste un ruolo statisticamente significativo ai fini della previsione dell'insolvenza delle imprese italiane (almeno di quelle aventi le caratteristiche considerate per la formazione del campione utilizzato per l'indagine). Infatti, il modello di previsione dell'insolvenza generale che esclude tra le variabili indipendenti quelle necessarie per contemplare il settore economico di appartenenza delle stesse è risultato avere capacità predittiva non diversa, in termini di significatività statistica, sia dal modello di previsione dell'insolvenza generale che include tra le variabili indipendenti quelle necessarie per contemplare il settore economico di appartenenza delle stesse, sia, eccetto che per un settore economico (rispetto al quale il modello generale è risultato superiore al modello specifico settoriale), ai modelli di previsione dell'insolvenza specifici settoriali. Questo suggerisce che un modello di previsione dell'insolvenza unico può essere sufficiente per il contesto esaminato.

La conclusione cui si giunge in questo lavoro, tuttavia, deve essere considerata con cautela e verificata ulteriormente. Come rileva Barontini (2000: 25), infatti, «l'efficacia di un modello [...] dipende dalle caratteristiche dell'analisi realizzata: ogni scelta metodologica dell'autore del modello può infatti influire in modo significativo sulla performance ottenuta». Questo significa che la verifica dovrà essere ripetuta utilizzando scelte metodologiche differenti. Una scelta metodologica differente, per esempio, potrebbe essere quella riguardante la modalità di considerare il settore economico di appartenenza delle imprese. In altri termini, si tratta di un'analisi di robustezza dei risultati, rispetto alle scelte metodologiche effettuate, che in questo lavoro non è stata condotta.

La conclusione cui si giunge in questo lavoro, comunque, ha importanti implicazioni da un punto di vista sia teorico sia pratico.

Dal punto di vista teorico, esso contribuisce a fare chiarezza sull'importanza del settore economico di appartenenza delle imprese ai fini della previsione dello stato di salute delle stesse, questione ancora dibattuta in letteratura.



Dal punto di vista pratico, esso offre agli operatori economici, in particolare quelli italiani, utili indicazioni sul peso da attribuire al settore economico di appartenenza delle imprese nell'ambito delle valutazioni dello stato di "salute" delle stesse. A tale proposito, va ricordata la recente introduzione nella legislazione italiana dei cosiddetti "strumenti di allerta", avvenuta con l'approvazione del Codice della crisi di impresa e dell'insolvenza (D. Lgs. n. 14/2019). Il Legislatore italiano, nel delegare il Consiglio Nazionale dei Dottori Commercialisti ed Esperti Contabili alla definizione degli "indicatori della crisi", ha richiesto espressamente di tenere in considerazione il settore economico di appartenenza dell'impresa. Tuttavia, come evidenziato in precedenza, tenere conto del settore economico di appartenenza dell'impresa è o indifferente o, addirittura, penalizzante, in termini di efficacia dei modelli di previsione dell'insolvenza. I risultati dello studio, quindi, possono essere uno spunto di riflessione per lo stesso Legislatore italiano, per una eventuale rivisitazione di quanto statuito.

## Bibliografia

- Alaka, H. A., Oyedele, L. O., Owolabi, H. A., Kumar, V., Ajayi, S. O., Akinade, O. O., Bilal, M. (2018). Systematic review of bankruptcy prediction models: towards a framework for tool selection. *Expert Systems with Applications*, 94, 164-184.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Altman, E. I., Haldeman, R. G., Narayanan, P. (1977), ZETA™ analysis A new model to identify bankruptcy risk of corporations, in *Journal of Banking & Finance*, 1(1), pp. 29-54.
- Altman, E. I., Sametz, A. W. (Eds.) (1977). *Financial crises: institutions and markets in a fragile environment*. John Wiley & Sons, New York.
- Altman, E. I., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. K., Suvas, A. (2017). Financial distress prediction in an international context: a review and empirical analysis of Altman's Z-score model. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 28(2), 131-171.
- Arnis, N. I., Chytis, E. T., Koliass, G. D. (2018). Bankruptcy prediction and homogeneity of firm samples: the case of Greece. *Journal of Accounting and Taxation*, 10(9), 110-125.
- Aziz, A., Emanuel, D. C., Lawson, G. H. (1988). Bankruptcy prediction – an investigation of cash flow based models. *Journal of Management Studies*, 25(5), 419-437.
- Bahrammirzaee, A. (2010). A comparative survey of artificial intelligence applications in finance: artificial neural networks, expert system and hybrid intelligent systems. *Neural Computing and Applications*, 19(8), 1165-1195.

- Balcaen, S., Ooghe, H. (2006). 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *The British Accounting Review*, 38(1), 63-93.
- Barontini, R. (2000). *La valutazione del rischio di credito: i modelli di previsione delle insolvenze*. il Mulino, Bologna.
- Bartoloni, E., Baussola, M. (2014). Financial performance in manufacturing firms: a comparison between parametric and non-parametric approaches. *Business Economics*, 49(1), 32-45.
- Baysinger, B. D., Hoskisson, R. (1990). The composition of boards of directors and strategic control: effects on corporate strategy. *The Academy of Management Review*, 15(1), 72-87.
- Bellovary, J. L., Giacomino, D. E., Akers, M. D. (2007a). A review of bankruptcy prediction studies: 1930 to present. *Journal of Financial Education*, 33(Winter), 1-42.
- Bellovary, J. L., Giacomino, D. E., Akers, M. D. (2007b). A review of going concern prediction studies: 1976 to present. *Journal of Business & Economics Research*, 5(5), 9-28.
- Beynon, M. J., Peel, M. J. (2001). Variable precision rough set theory and data discretisation: an application to corporate failure prediction. *Omega*, 29(6), 561-76.
- Bisogno, M. (2012). *I modelli di previsione delle insolvenze: profili teorici e applicazioni empiriche in ambito giuridico*. FrancoAngeli, Milano.
- Brockman, P., Turtle, H. J. (2003). A barrier option framework for corporate security valuation. *Journal of Financial Economics*, 67(3), 511-529.
- Calderon, T. G., Cheh, J. J. (2002). A roadmap for future neural networks research in auditing and risk assessment. *International Journal of Accounting Information Systems*, 3(4), 203-236.
- Callejón, A. M., Casado, A. M., Fernández, M. A., Peláez, J. I. (2013). A system of insolvency prediction for industrial companies using a financial alternative model with neural networks. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 6(1), 29-37.
- Cao, Y. (2012). MCELCCh-FDP: Financial distress prediction with classifier ensembles based on firm life cycle and Choquet integral. *Expert Systems with Applications*, 39(8), 7041-7049.
- Cestari, G. (2009). *La diagnosi precoce della crisi aziendale: analisi del processo patologico e modelli predittivi*. Giuffrè, Milano.
- Chaganti, R. S., Mahajan, V., Sharma, S. (1985). Corporate board size, composition, and corporate failures in retailing industry. *Journal of Management Studies*, 22(4), 400-417.
- Chandra, D. K., Ravi, V., Bose, I. (2009). Failure prediction of dotcom companies using hybrid intelligent techniques. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 4830-4837.
- Charitou, J. A., Neophytou, E., Charalambous, C. (2004). Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. *European Accounting Review*, 13(3), 465-497.

- Chava, S., Jarrow, R. A. (2004). Bankruptcy prediction with industry effects. *Review of Finance*, 8(4), 537-569.
- Chen, N., Ribeiro, B., Chen, A. (2016). Financial credit risk assessment: a recent review. *Artificial Intelligence Review*, 45(1), 1-23.
- Ciampi, F. (2015). Corporate governance characteristics and default prediction modeling for small enterprises: an empirical analysis of Italian firms. *Journal of Business Research*, 68(5), 1012-1025.
- Cleves, M. A. (2002). From the help desk: comparing areas under receiver operating characteristic curves from two or more probit or logit models. *The Stata Journal*, 2(3), 301-313.
- Comuzzi, E. (1995). *L'analisi degli squilibri finanziari d'impresa*. Giappichelli, Torino.
- Crone, S. F., Finlay, S. (2012). Instance sampling in credit scoring: an empirical study of sample size and balancing. *International Journal of Forecasting*, 28(1), 224-238.
- Cubiles-De La Vega, M. D., Blanco-Oliver, A., Pino-Mejías, R., Lara-Rubio, J. (2013). Improving the management of microfinance institutions by using credit scoring models based on Statistical Learning techniques. *Expert Systems with Applications*, 40(17), 6910-6917.
- D'Antoni, J., Mishra, A., Chintawar, S. (2009). *Predicting Financial Stress in Young and Beginning Farmers in the United States*, Department of Agricultural Economics and Agribusiness, Louisiana State University, Louisiana State.
- D'Aveni, R. A. (1990). Top managerial prestige and organizational bankruptcy. *Organization Science*, 1(2), 121-142.
- Daubie, M., Meskens, N. (2002). Business failure prediction: a review and analysis of the literature, in Zopounidis, C. (ed.). *New trends in banking management: contributions to management science*. Physica, Heidelberg.
- De Andrés, J., Sánchez-Lasheras, F., Lorca, P., Juez, F. J. D. C. (2011). A hybrid device of Self Organizing Maps (SOM) and Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) for the forecasting of firms' bankruptcy. *Accounting and Management Information Systems*, 10(3), 351-374.
- De Luca, F., Meschieri, E. (2017). Financial distress pre-warning indicators: a case study on Italian listed companies. *Journal of Credit Risk*, 13(1), 1-22.
- Deng, X. L., Wang, Z. J. (2006). Corporate governance and financial distress: evidence from Chinese listed companies. *The Chinese Economy*, 39(5), 5-27.
- Dimitras, A. I., Zanakis, S. H., Zopounidis, C. (1996). A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications, *European Journal of Operational Research*, 90(3), 487-513.
- Dirickx, Y., Van Landeghem, G. (1994). Statistical failure prevision problems, *Tijdschrift voor economie en management*, 39(4), 429-462.
- do Prado, J. W., de Castro Alcântara, V., de Melo Carvalho, F., Vieira, K. C., Machado, L. K. C., Tonelli, D. F. (2016). Multivariate analysis of credit risk and bankruptcy research data: a bibliometric study involving different knowledge fields (1968-2014). *Scientometrics*, 106(3), 1007-1029.

- Dowell, G. W. S., Shackell, M. B., Stuart, N. V. (2011). Boards, CEOs, and surviving a financial crisis: evidence from the internet shakeout. *Strategic Management Journal*, 32(10), 1025-1045.
- Du Jardin, P. (2009). Bankruptcy prediction models: how to choose the most relevant variables? *Bankers, Markets & Investors*, 98, 39-46.
- Du Jardin, P. (2017). Dynamics of firm financial evolution and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 75, 25-43.
- ElBannan, M. A. (2021). On the prediction of financial distress in emerging markets: What matters more? Empirical evidence from Arab spring countries. *Emerging Markets Review*, 47, 1-23.
- ElIoumi, F., Gueyié, J. P. (2001). Financial distress and corporate governance: an empirical analysis. *Corporate Governance: The International Journal of Business in Society*, 1(1), 15-23.
- Emel, A. B., Oral, M., Reisman, A., Yolalan, R. (2003). A credit scoring approach for the commercial banking sector. *Socio-Economic Planning Sciences*, 37(2), 103-123.
- Fallahpour, S., Lakvan, E. N., Zadeh, M. H. (2017). Using an ensemble classifier based on sequential floating forward selection for financial distress prediction problem. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 34, 159-167.
- Fernández, M. A., Cisneros, A. J., Callejón, A. M. (2016). Applying a probabilistic neural network to hotel bankruptcy prediction. *Tourism & Management Studies*, 12(1), 40-52.
- Fernández, M. Á., Laguillo, G., del Castillo, A., Becerra, R. (2019). Focused vs unfocused models for bankruptcy prediction: empirical evidence for Spain. *Contaduría y Administración*, 64(2), 1-22.
- Finkelstein, S., D'Aveni, R. A. (1994). CEO duality as a double-edged sword: how boards of directors balance entrenchment avoidance and unity of command. *Academy of Management Journal*, 37(5), 1079-1108.
- Foreman, R. D. (2002). A logistic analysis of bankruptcy within the US local telecommunications industry. *Journal of Economics and Business*, 6(1), 1-32.
- Forestieri, G. (a cura di) (1986). *La previsione delle insolvenze aziendali: profili teorici e analisi empiriche*. Giuffrè, Milano.
- Foster, B. P., Zurada, J. (2013). Loan defaults and hazard models for bankruptcy prediction. *Managerial Auditing Journal*, 28(6), 516-541.
- Giacosa, E., Mazzoleni, A. (2018). *I modelli di previsione dell'insolvenza aziendale: efficacia predittiva, limiti e prospettive di utilizzo*. Giappichelli, Torino.
- Gill de Albornoz, B., Giner, B. (2013). Predicción del fracaso empresarial en los sectores construcción e inmobiliario: modelos generales versus específicos. *Universia Business Review*, 3, 118-131.
- Giorgino, M. C. (2015). *Crisi aziendale e prevenzione*. FrancoAngeli, Milano.
- Habib, A., Costa, M. D., Huang, H. J., Bhuiyan, M. B. U., Sun, L. (2020). Determinants and consequences of financial distress: review of the empirical literature. *Accounting & Finance*, 60, 1023-1075.

- Halteh, K. (2015). Bankruptcy prediction of industry-specific businesses using logistic regression. *Journal of Global Academic Institute Business & Economics*, 1(2), 151-163.
- Hambrick, D. C., D'Aveni, R. A. (1992). Top team deterioration as part of the downward spiral of large corporate bankruptcies. *Management Science*, 38(10), 1445-1466.
- Hauser, R. P., Booth, D. (2011). Predicting bankruptcy with robust logistic regression. *Journal of Data Science*, 9(4), 565-584.
- Hilbe, J. M. (2009). *Logistic regression models*. Chapman and Hall/CRC, Boca Raton.
- Hosmer, D. W., Lemeshow, S. (2000). *Applied logistic regression*. 2<sup>a</sup> ed., John Wiley & Sons, New York.
- Hu, Y. C., Ansell, J. (2007). Measuring retail company performance using credit scoring techniques. *European Journal of Operational Research*, 183(3), pp. 1595-1606.
- Hu, Y. C., Ansell, J. (2009). Retail default prediction by using sequential minimal optimization technique. *Journal of Forecasting*, 28(8), 651-666.
- Hwang, R. C., Siao, J. S., Chung, H., Chu, C. K. (2011). Assessing bankruptcy prediction models via information content of technical inefficiency. *Journal of Productivity Analysis*, 36(3), 263-273.
- Izan, H. Y. (1984). Corporate distress in Australia. *Journal of Banking & Finance*, 8(2), 303-320.
- Jackson, R., Wood, A. (2013). The performance of insolvency prediction and credit risk models in the UK: a comparative study. *The British Accounting Review*, 45(3), 183-202.
- Kahya, E., Theodossiou, P. (1999). Predicting corporate financial distress: a time-series CUSUM methodology. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 13(4), 323-345.
- Keasey, K., McGuinness, P. (1990). The failure of UK industrial firms for the period 1976-1984, logistic analysis and entropy measures. *Journal of Business Finance & Accounting*, 17(1), 119-135.
- Keener, M. (2013). Predicting the financial failure of retail companies in the United States. *Journal of Business & Economics Research*, 11(8), 373-380.
- Kim, H., Gu, Z. (2006). Predicting restaurant bankruptcy: A logit model in comparison with a discriminant model. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 30(4), 474-493.
- Kim, S. Y., Upneja, A. (2014). Predicting restaurant financial distress using decision tree and AdaBoosted decision tree models. *Economic Modelling*, 36, 354-362.
- Laitinen, E. K., Laitinen, T. (1998). Cash management behavior and failure prediction. *Journal of Business Finance and Accounting*, 25(7-8), 893-919.
- Li, H., Lee, Y. C., Zhou, Y. C., Sun, J. (2011). The random subspace binary logit (RSBL) model for bankruptcy prediction. *Knowledge-Based Systems*, 24(8), 1380-1388.
- Li, H., Sun, J. (2011). Predicting business failure using forward ranking-order case-based reasoning. *Expert Systems with Applications*, 38(4), 3075-3084.

- Li, H., Sun, J. (2012). Forecasting business failure: The use of nearest-neighbor support vectors and correcting imbalanced samples. Evidence from the Chinese hotel industry. *Tourism Management*, 33(3), 622-634.
- Li, Z., Crook, J., Andreeva, G., Tang, Y. (in corso di pubblicazione). Predicting the risk of financial distress using corporate governance measures. *Pacific-Basin Finance Journal*.
- Liang, D., Tsai, C. F., Lu, H. Y. R., Chang L. S. (2020). Combining corporate governance indicators with stacking ensembles for financial distress prediction. *Journal of Business Research*, 120, 137-146.
- Lin, W. Y., Hu, Y. H., Tsai, C. F. (2011). Machine learning in financial crisis prediction: a survey. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 42(4), 421-436.
- Marques, A. I.; García, V., Sánchez, J. S. (2013). A literature review on the application of evolutionary computing to credit scoring. *Journal of the Operational Research Society*, 64(9), 1384-1399.
- Mateos-Ronco, A., Marín-Sánchez, M. M., Marí-Vidal, S., Seguí-Mas, E. (2011). Los modelos de predicción del fracaso empresarial y su aplicabilidad en cooperativas agrarias. *CIRIEC-España, Revista de Economía Pública, Social y Cooperativa*, 70(abril), 179-208.
- McGurr, P. T., DeVaney, S. A. (1998). Predicting business failure of retail firms: an analysis using mixed industry models. *Journal of Business Research*, 43(3), 169-176.
- Midi, H., Sarkar, S. K., Rana, S. (2010). Collinearity diagnostics of binary logistic regression model. *Journal of Interdisciplinary Mathematics*, 13(3), 253-267.
- Miller, A. (2002). *Subset selection in regression*. 2<sup>nd</sup> ed., Chapman & Hall/CRC, London.
- Min, J. H., Lee, Y. C. (2008). A practical approach to credit scoring. *Expert Systems with Applications*, 35(4), 1762-1770.
- Mueller, G., Barker, V. (1997). Upper echelons and board characteristics of turnaround and non-turnaround declining firms. *Journal of Business Research*, 39(2), 119-134.
- Neophytou, E., Charitou, A., Charalambous, C. (2001). *Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK*. School of Management, University of Southampton, Southampton.
- Ng, S. T., Wong, J. M., Zhang, J. (2011). Applying Z-score model to distinguish insolvent construction companies in China. *Habitat international*, 35(4), 599-607.
- Nyitrai, T., Virág, M. (2019). The effects of handling outliers on the performance of bankruptcy prediction models. *Socio-Economic Planning Sciences*, 67, 34-42.
- O'leary, D. E. (1998). Using neural networks to predict corporate failure. *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 7(3), 187-197.
- Ohlson, J. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.
- Ooghe, H., De Prijcker, S. (2008). Failure processes and causes of company bankruptcy: a typology. *Management Decision*, 46(2), 223-242.

- Orth, W. (2013). Multi-period credit default prediction with time-varying covariates. *Journal of Empirical Finance*, 21, 214-222.
- Park, S. S., Hancer, M. (2012). A comparative study of logit and artificial neural networks in predicting bankruptcy in the hospitality industry. *Tourism Economics*, 18(2), 311-338.
- Parker, S., Gary, F. P., Turestky, H. F. (2002). Corporate governance and corporate failure: a survival analysis. *Corporate Governance: The International Journal of Business in Society*, 2(4), 4-12.
- Pawełek, B., Pocięcha, J., Kostrzewska, J., Baryła, M., Lipieta, A. (2017). Problem of outliers in corporate bankruptcy prediction. *Archives of Data Science, Serie A*, 2(1), 1-17.
- Platt, H. D., Platt M. B. (1990). Development of a class of stable predictive variables: the case of bankruptcy prediction. *Journal of Business Finance & Accounting*, 17(1), 31-51.
- Platt, H. D., Platt, M. B. (1991). A note on the use of industry-relative ratios in bankruptcy prediction. *Journal of Banking & Finance*, 15(6), 1183-1194.
- Poddighe, F., Madonna, S. (a cura di) (2006). *I modelli di previsione delle crisi aziendali: possibilità e limiti*. Giuffrè, Milano.
- Poli, S. (2020). *I modelli di previsione della crisi d'impresa: la prospettiva esterna mediante i bilanci in forma abbreviata*. Giappichelli, Torino.
- Ravisankar, P., Ravi, V., Bose, I. (2010). Failure prediction of dotcom companies using neural network-genetic programming hybrids. *Information Sciences*, 180(8), 1257-1267.
- Rossi, C. (1988). *Indicatori di bilancio, modelli di classificazione e previsione delle insolvenze aziendali*. Giuffrè, Milano.
- Salchenberger, L. M., Cinar, E. M., Lash, N. A. (1992). Neural networks: a new tool for predicting thrift failures. *Decision Sciences*, 23(4), 899-916.
- Scott, J. (1981). The probability of bankruptcy: a comparison of empirical predictions and theoretical models. *Journal of Banking & Finance*, 5(3), 317-344.
- Shumway, T. (2001). Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *The Journal of Business*, 74(1), 101-124.
- Smith, M., Liou, D. (2007). *Industrial sector and financial distress*, in *Managerial Auditing Journal*, 22(4), 376-391.
- Sottoriva, C. (2012). *Crisi e declino dell'impresa: interventi di turnaround e modelli previsionali*. Giuffrè, Milano.
- Spicka, J. (2013). The financial condition of the construction companies before bankruptcy. *European Journal of Business and Management*, 5(23), 160-169.
- Sun, J., Li, H. (2012). Financial distress prediction using support vector machines: ensemble vs. individual. *Applied Soft Computing*, 12(8), 2254-2265.
- Sun, J., Li H., Huang, Q. H., He, K. Y. (2014). Predicting financial distress and corporate failure: a review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches. *Knowledge-Based Systems*, 57, 41-56.
- Swets, J. A. (1998). Measuring the accuracy of diagnostic systems. *Science*, 240(4857), 1285-1293.

- Tay, F. E., Shen, L. (2002). Economic and financial prediction using rough sets model. *European Journal of Operational Research*, 141(3), 641-659.
- Teodori, C. (1989). *Modelli di previsione nell'analisi economico-aziendale*. Giappichelli, Torino.
- Teodori C. (2017). *Analisi di bilancio: lettura e interpretazione*. 3<sup>a</sup> ed., Giappichelli, Torino.
- Theodossiou, P. T. (1991). Alternative models for assessing the financial condition of business in Greece. *Journal of Business Finance and Accounting*, 18(5), 697-720.
- Tsai, C. F., Cheng, K. C. (2012). Simple instance selection for bankruptcy prediction. *Knowledge-Based Systems*, 27, 333-342.
- Varetto, F. (1999). *Metodi di previsione delle insolvenze: un'analisi comparata*, in Szegö, G., Varetto, F. (a cura di). *Il rischio creditizio: misura e controllo*. UTET, Torino.
- Verikas, A., Kalsyte, Z., Bacauskiene, M., Gelzinis, A. (2010). Hybrid and ensemble-based soft computing techniques in bankruptcy prediction: a survey. *Soft Computing*, 14(9), 995-1010.
- Ward, T. J. (1994a). An empirical study of the incremental predictive ability of Beaver's naive operating flow measure using four-state-ordinal models of financial distress. *Journal of Business Finance and Accounting*, 21(4), 547-561.
- Ward, T. J., Foster, B. P. (1997). A note on selecting a response measure for financial distress. *Journal of Business Finance & Accounting*, 24(6), 869-879.
- Westgaard, S., Wijst, N. (2001). Default probabilities in a corporate bank portfolio: a logistic model approach. *European Journal of Operational Research*, 135(2), 338-349.
- Wu, T. C., Hsu, M. F. (2012). Credit risk assessment and decision making by a fusion approach. *Knowledge-Based Systems*, 35, 102-110.
- Wu, Y., Gaunt, C., Gray, S. (2010). A comparison of alternative bankruptcy prediction models. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 6(1), 34-45.
- Xu, W., Fu, H., Pan, Y. (2019). A novel soft ensemble model for financial distress prediction with different sample sizes. *Mathematical Problems in Engineering*, 2019, 1-12.
- Zavgren, C. V. (1985). Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis. *Journal of Banking and Finance*, 12(1), 19-45.
- Zhang, G., Hu, M. Y., Patuwo, B. E., Indro, D. C. (1999). Artificial neural networks in bankruptcy prediction: general framework and cross-validation analysis. *European Journal of Operational Research*, 116(1), 16-32.



## Appendice – Tabella A

### *Criteria per la selezione delle imprese “in crisi”*

<b>Criteria</b>	<b>Motivazioni</b>
Società di capitali.	Imprese tenute alla redazione del bilancio.
Società per le quali si è registrata l'apertura del fallimento o del concordato preventivo nel 2018.	Imprese “in crisi” in base all'evento che segnala l'esistenza della crisi assunto in questo lavoro.
Esclusione delle società per le quali è stata registrata una “Tipologia di procedura” (criterio di selezione presente nella banca dati utilizzata per questo lavoro) tra quelle che seguono precedentemente all'entrata in fallimento o concordato preventivo: amministrazione controllata; amministrazione giudiziaria; bancarotta semplice; concordato fallimentare; concordato preventivo; fallita; liquidazione coatta amministrativa; liquidazione giudiziaria; liquidazione volontaria; liquidazione; scioglimento e liquidazione; scioglimento per atto dell'autorità; scioglimento senza messa in liquidazione; scioglimento; stato di insolvenza; altre procedure.	Con questo criterio di selezione si escludono le imprese che, prima di entrare in crisi, sono state coinvolte in procedure che alterano il loro stato e quindi il bilancio.
Esclusione delle società per le quali è stata registrata una “Cessazione dovuta a” (criterio di selezione presente nella banca dati utilizzata per questo lavoro) tra quelle che seguono precedentemente all'entrata in fallimento o concordato preventivo: cancellazione dal registro delle imprese; cause non specificate; cessazione d'ufficio; cessazione di ogni attività; chiusura del fallimento; chiusura della liquidazione; chiusura per fallimento; chiusura per fallimento o liquidazione; fusione mediante incorporazione in altra società; fusione mediante sostituzione di nuova società; provvedimento di cancellazione dal registro delle imprese; scioglimento; scioglimento e messa in liquidazione; scissione; altre cause; altre cessazioni.	Con questo criterio di selezione si escludono le imprese cessate che, in base alla normativa di riferimento, possono comunque fallire.
Società per cui è disponibile il bilancio al 31.12.2016 (due anni prima della crisi).	Bilanci necessari per la costruzione di un modello di previsione della crisi d'impresa che abbia un arco temporale di previsione di due anni.
Società che redigono il bilancio abbreviato.	Imprese di riferimento di questo studio.
Società costituite entro il 2014.	Con questo criterio di selezione si escludono le imprese di più recente costituzione, che possono alterare i risultati della ricerca.
Escluse le start-up innovative.	Con questo criterio di selezione si escludono le imprese evidentemente disomogenee rispetto al resto della popolazione.
Escluse le PMI innovative.	Con questo criterio di selezione si escludono le imprese evidentemente disomogenee rispetto al resto della popolazione.
Società operanti in settori economici (in base alle prime due cifre dei codici della classificazione ATECO 2007) per i quali il numero delle società in fallimento o in concordato preventivo sia pari almeno a 30.	Con questo criterio di selezione si includono le imprese che appartengono a settori economici sufficientemente rappresentati per numerosità di osservazioni.

## Appendice – Tabella B

### *Criteria per la selezione delle imprese “non in crisi”*

<b>Criteria</b>	<b>Motivazioni</b>
Società di capitali.	Come in Tabella A.
Società per le quali non si è registrata l'apertura del fallimento o del concordato preventivo nel 2018.	Imprese “non in crisi” in base all'evento che segnala l'esistenza della crisi assunto in questo lavoro.
Esclusione delle società per le quali è stata registrata una “Tipologia di procedura” tra quelle che seguono precedentemente all'entrata in fallimento o concordato preventivo: amministrazione controllata; amministrazione giudiziaria; bancarotta semplice; concordato fallimentare; concordato preventivo; fallita; liquidazione coatta amministrativa; liquidazione giudiziaria; liquidazione volontaria; liquidazione; scioglimento e liquidazione; scioglimento per atto dell'autorità; scioglimento senza messa in liquidazione; scioglimento; stato di insolvenza; altre procedure.	Come in Tabella A.
Esclusione delle società per le quali è stata registrata una “Cessazione dovuta a” tra quelle che seguono precedentemente all'entrata in fallimento o concordato preventivo: cancellazione dal registro delle imprese; cause non specificate; cessazione d'ufficio; cessazione di ogni attività; chiusura del fallimento; chiusura della liquidazione; chiusura per fallimento; chiusura per fallimento o liquidazione; fusione mediante incorporazione in altra società; fusione mediante sostituzione di nuova società; provvedimento di cancellazione dal registro delle imprese; scioglimento; scioglimento e messa in liquidazione; scissione; altre cause; altre cessazioni.	Come in Tabella A.
Società che redigono il bilancio al 31.12.2016.	Come in Tabella A.
Società che redigono il bilancio abbreviato.	Come in Tabella A.
Società costituite entro il 2014.	Come in Tabella A.
Escluse le start-up innovative.	Come in Tabella A.
Escluse le PMI innovative.	Come in Tabella A.
Società operanti in settori economici (in base alle prime due cifre dei codici della classificazione ATECO 2007) per i quali il numero delle società in fallimento o in concordato preventivo sia pari almeno a 30.	Come in Tabella A.
Società che dimensionalmente possono entrare in fallimento o concordato preventivo, quindi, escluse tutte quelle che hanno i requisiti che seguono: totale attivo non superiore a 300.000 euro nel triennio precedente; ricavi non superiori a 200.000 euro nel triennio precedente; debiti non superiori a 500.000 euro nel triennio precedente.	Con questo criterio di selezione si escludono le imprese che in base alla normativa di riferimento non possono entrare in fallimento o concordato preventivo (art. 1 del Regio Decreto 16 marzo 1942, n. 267).
Ultimo bilancio depositato 2017 o 2018 (escluse, quindi, quelle che non depositano bilancio dal 2016 o da anno precedente).	Con questo criterio di selezione si escludono le imprese che non depositano il bilancio da almeno due anni prima l'anno di riferimento (2018); questo criterio

---

è stato introdotto successivamente all'acquisizione dei dati relativi alle imprese "in crisi", avendo riscontrato che le imprese "in crisi" hanno la tendenza a non depositare il bilancio all'approssimarsi dell'anno in cui entrano in fallimento o concordato preventivo; in ogni caso, il mancato deposito di un bilancio è segnale che l'impresa sta attraversando un momento anomalo.

---