



Politecnico di Torino

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale LM-31

A.a. 2025/2026

Sessione di Laurea Luglio 2026

Tesi di Laurea Magistrale

Analisi dei fattori di distress per le imprese private italiane

Un'indagine empirica

Relatori:

Prof. Ing. Enrico Luciano

Prof. Ing. Francesco Luigi Milone

Candidato:

Samuele Cataudo

Indice

1 Introduzione	4
2 Revisione della letteratura	7
2.1 Il financial distress come processo graduale	7
2.2 La logica accounting-based per l'analisi del financial distress	8
2.3 Gli indicatori ispirati alla tradizione di Altman	9
2.4 Gli indicatori del blocco CCII-like	11
2.5 Gli indicatori impiegati dai Practitioners	12
2.6 Portabilità dei modelli, ricalibrazione e adattamento al contesto	13
2.7 Portabilità dei modelli in relazione alla tipologia di impresa osservata	14
2.8 Portabilità dei modelli in relazione all'evento osservato	15
2.9 L'evoluzione dai modelli statici agli approcci probabilistici e dinamici	16
2.10 L'importanza dell'interpretabilità di un modello	17
2.11 Le lacune della letteratura	19
3 Posizionamento della tesi e domande di ricerca	20
4 Metodologia	22
4.1 Fonti dei dati e periodo di osservazione	22
4.2 Costruzione dei campioni delle imprese trattate e di controllo	23
4.3 Definizione dell'evento e struttura panel impresa-anno	26
4.4 Analisi descrittiva del campione delle imprese trattate	26
4.5 Definizione e costruzione degli indicatori economico-finanziari	30
4.6 Trattamento dei dati	35
4.7 Evidenza descrittiva early-warning: trattate vs controlli a t-3	36
4.8 Specificazione del modello logit hazard a tempo discreto	38
4.9 Famiglie dei modelli e strategia di confronto	40
4.10 Il modello compatto	42
4.11 Metriche di valutazione ed evento raro	43
4.12 Strumenti di interpretazione economica	44
4.13 Analisi di robustezza	45
4.14 Impostazione della validazione out-of-sample	47
4.15 Dalla metodologia ai risultati	49
5 Analisi dei risultati	50
5.1 Risultati dei modelli per famiglia	50

5.2 Le tre famiglie a confronto e il modello globale	52
5.3 Dal confronto al modello compatto	54
5.4 Quadro complessivo delle specificazioni	56
5.5 Capacità discriminante, classificazione ed evento raro	58
5.6 Interpretazione economica dei driver	61
5.7 Importanza relativa dei driver	65
5.8 Analisi di robustezza	67
5.9 Validazione out-of-sample e stabilità temporale	77
6 Conclusioni	82
6.1 Sintesi del lavoro e risposta alle domande di ricerca	82
6.2 Implicazioni	83
6.3 Limiti	85
6.4 Sviluppi futuri	87
Appendice	89
Bibliografia	105

1 Introduzione

Negli ultimi anni si è assistito a una rapida successione di *shock* che ha reso meno prevedibile il contesto in cui operano le imprese: una pandemia, il ritorno di conflitti armati alle porte dell'Europa con la guerra in Ucraina, un'inflazione tornata nel 2022 su livelli che non si vedevano da oltre quarant'anni e il conseguente rialzo dei tassi d'interesse più rapido degli ultimi decenni, nonché tensioni geopolitiche che periodicamente minacciano rotte cruciali come lo Stretto di Hormuz, mentre l'innovazione tecnologica, l'intelligenza artificiale su tutte, ridisegna interi settori.

In uno scenario simile, il margine che separa un'impresa resiliente da un'impresa in difficoltà si assottiglia. Alcune imprese assorbono questi urti e si adattano; altre non vi riescono, e per loro la sopravvivenza diventa incerta.

Il dissesto, però, raramente arriva all'improvviso. È l'esito di un processo di *financial distress* che matura nel tempo: un progressivo deterioramento della capacità dell'impresa di generare risorse, di far fronte alle proprie obbligazioni e di mantenere la continuità aziendale. Ciò che si osserva sul piano giuridico, come l'apertura di una procedura di concordato, non coincide con l'inizio della crisi, ma con il momento in cui un deterioramento già in atto prende forma, diventando osservabile e databile. Distinguere il fenomeno economico-finanziario, il *distress*, dalla sua manifestazione giuridica, il concordato, è il punto di partenza di questo lavoro ed è tutt'altro che scontato sul piano pratico: una difficoltà strutturale può essere scambiata per una tensione passeggera.

Riconoscerne la natura vuol dire quantificare il rischio di crisi dell'impresa, e farlo con anticipo ha un valore che va oltre la singola impresa. Per il management significa disporre del tempo necessario ad avviare azioni correttive, rinegoziare il debito o rivolgersi a chi può accompagnare un percorso di risanamento. Per banche, intermediari, fornitori e investitori significa commisurare le condizioni del credito al rischio effettivo, attenuare l'asimmetria informativa che caratterizza il rapporto con l'impresa e contenere le perdite legate all'insolvenza. Una misura più accurata del rischio agevolerebbe inoltre le imprese sane penalizzate dal *credit rationing*. Sul piano sistemico, infine, il dissesto comporta costi diretti e indiretti che ricadono sull'intera collettività: anticiparlo permette di contenerli e, quando consente di intervenire prima che una crisi reversibile diventi irreversibile, di evitarli in larga parte, preservando valore, filiere produttive e posti di lavoro.

Su questo problema la letteratura si interroga da decenni. A partire dagli anni '60, dai segnali univariati di Beaver al modello multivariato con cui Altman introduce lo Z-Score, fino ai successivi approcci probabilistici, una lunga tradizione ha mostrato che l'informazione contabile conserva tracce del deterioramento leggibili anni prima della crisi. Questi modelli, tuttavia, sono figli di un contesto preciso: imprese statunitensi, un dato periodo storico, specifiche definizioni dell'evento critico. Un insegnamento ricorrente di questa letteratura è che tali strumenti si trasferiscono male attraverso il tempo, la geografia, la tipologia di impresa e la definizione dell'evento. Ciò che si può ereditare non sono i coefficienti, ma la logica e le dimensioni del rischio, da ristimare sul contesto di interesse. Questo vale a maggior ragione per le imprese private, per le quali mancano i dati di mercato e il bilancio resta la fonte informativa principale, spesso l'unica omogenea e disponibile su cui possono essere confrontate.

È in questo spazio che il presente lavoro si colloca. Nella letteratura empirica italiana l'ingresso in concordato è stato raramente isolato come evento autonomo e analizzato in chiave *ex ante*. Inoltre, gli indicatori si raggruppano in tre famiglie: quella *accounting-based* della tradizione di Altman, quella di matrice regolatoria ispirata al Codice della crisi d'impresa e dell'insolvenza (*CCII-like*) e quella della prassi bancaria e aziendale, propria dei *practitioners*. Queste famiglie sono però di rado confrontate sullo stesso campione e rispetto allo stesso evento. La tesi affronta entrambe le lacune. A partire dai bilanci di imprese private italiane tratti dalla banca dati AIDA, su oltre 150.000 osservazioni impresa-anno, si stima un modello *logit* di rischio a tempo discreto che mette a confronto le tre famiglie e studia quali dimensioni economico-finanziarie precedono l'ingresso in concordato.

L'obiettivo, va precisato, è interpretativo più che predittivo: non costruire lo strumento con la massima capacità predittiva, ma capire quali indicatori di bilancio anticipano l'ingresso nella procedura, in che direzione agiscono e con quale intensità, in una prospettiva *early-warning*. Dal confronto tra le famiglie emerge un modello compatto, costruito su quattro soli indicatori scelti per la loro leggibilità senza perdita di contenuto informativo: *Working Capital / Assets*, *Cash Flow / Assets*, *Equity / Debt* e *Sales / Assets*, che riassumono rispettivamente liquidità, generazione di cassa, solidità patrimoniale ed efficienza degli attivi. Questa specificazione essenziale raggiunge un'elevata capacità esplicativa e discriminante, allineata a quelle di modelli più estesi. Tutti e quattro i *driver* agiscono in maniera protettiva, e sono la solidità patrimoniale e la generazione di cassa ad assorbire la maggior parte del contenuto informativo.

Sul campione osservato il modello separa nettamente le imprese che entrano in concordato da quelle che non lo fanno, concentrando la grande maggioranza degli ingressi nella fascia a più alto rischio previsto. Una validazione su un periodo successivo, che il modello non ha osservato in fase di stima, conferma che queste regolarità si mantengono anche fuori campione. I segnali di fragilità sono leggibili già diversi anni prima dell'evento, pur risultando più netti nell'ultimo bilancio. Una piccola quota di imprese che entrano in concordato, il cui deterioramento contabile emerge solo nell'anno dell'evento, resta invece fuori dalla portata di qualunque approccio fondato sui soli fondamentali: è il confine naturale di un modello *accounting-based*.

Il resto del lavoro è organizzato come segue: il secondo capitolo passa in rassegna la letteratura, ordina le tre famiglie di indicatori e sviluppa i temi del *distress* come processo graduale, della scarsa portabilità dei modelli storici e del valore dell'interpretabilità. Il terzo capitolo definisce il posizionamento della tesi e le cinque domande di ricerca che la guidano: quali indicatori contino di più, quale contributo apporti ciascuna famiglia, se un modello compatto possa risultare altrettanto informativo, con quale segno e quale intensità ciascun indicatore incida sul rischio, e quanto i risultati siano robusti. Il quarto illustra i dati e la metodologia. Il quinto presenta i risultati, dal confronto tra le famiglie al modello compatto, fino all'interpretazione economica dei *driver*, alle analisi di robustezza e alla validazione *out-of-sample*. Infine, il sesto riprende le cinque domande di ricerca, ne raccoglie le risposte e discute implicazioni, limiti e sviluppi futuri.

2 Revisione della letteratura

2.1 Il financial distress come processo graduale

Il concetto di *financial distress* occupa una posizione centrale nella letteratura sulla crisi d'impresa, eppure non ne esiste una definizione unica e condivisa. *Failure*, *insolvency*, *bankruptcy* e *default* sono termini collegati, ma non equivalenti. Habib et al. (2020), in un'ampia rassegna della letteratura in merito, li trattano come manifestazioni diverse di uno stesso processo di deterioramento, di cui il fallimento legale rappresenta soltanto uno degli stadi osservabili. Per gli obiettivi di questo lavoro di tesi conta soprattutto la distinzione tra la difficoltà economico-finanziaria e la sua manifestazione giuridica: mentre l'apertura di una procedura concorsuale è un evento formale, osservabile e databile, il *financial distress* indica più in generale un deterioramento della capacità dell'impresa di generare risorse, di far fronte ai propri obblighi finanziari e di mantenere la continuità aziendale. Questo deterioramento precede la formalizzazione legale della crisi e assume forme diverse a seconda del contesto istituzionale.

Sun et al. (2014), nella loro *review* sullo stato dell'arte della previsione del *financial distress*, lo descrivono come un processo dinamico e di intensità variabile, che va da semplici tensioni di liquidità fino al dissesto, esito di un'anomalia gestionale protratta nel tempo. Coerentemente, nel presente lavoro il *financial distress* è inteso in senso ampio, come un indebolimento della condizione economico-finanziaria dell'impresa.

La letteratura converge nell'affermare che il *distress* è un processo dinamico e graduale. Turetsky e McEwen (2001) lo descrivono come una sequenza di stadi che può iniziare con la riduzione dei flussi di cassa operativi e dei dividendi, arrivando fino al *default* e alla ristrutturazione del debito. Per Whitaker (1999) l'inizio del *financial distress* coincide con il momento in cui il *cash flow* non è più sufficiente a coprire le quote in scadenza del debito a lungo termine. Pindado et al. (2008), seguendo la stessa logica, includono tra i criteri utilizzati per classificare un'impresa come in *financial distress* la presenza di un EBITDA inferiore agli oneri finanziari per due anni consecutivi.

Poiché il *distress* non coincide con un singolo evento, gli studi empirici devono tradurlo in condizioni osservabili e misurabili. Ed è per questo che nel presente lavoro si considera l'ingresso in concordato: esso non indica l'inizio del *financial distress*, ma il momento in cui un deterioramento già in corso viene formalizzato giuridicamente e diventa osservabile. Va

però osservato che non tutte le imprese in *financial distress* entrano in concordato, così come non tutte le imprese in *financial distress* finiscono in *default* o falliscono.

Il valore di un modello predittivo, compatto e interpretabile risiede nella possibilità di cogliere i segnali di deterioramento prima che la crisi diventi irreversibile, come sottolineato da Platt e Platt (2002). Questi strumenti trovano applicazione da parte di manager, creditori, banche, revisori e *policy-maker*, così come affermato da Altman (2018). Per l'impresa, riconoscere per tempo una situazione di *distress* vuol dire avere spazio per azioni correttive, rinegoziare il debito o rivedere le scelte operative; per creditori e intermediari, permette di affinare la valutazione del rischio e ridurre le perdite legate all'insolvenza. Il *distress* comporta infatti dei costi concreti, diretti e indiretti, come mostrano Altman (1984) e Andrade e Kaplan (1998).

2.2 La logica accounting-based per l'analisi del financial distress

Se il deterioramento è progressivo, i bilanci degli esercizi che precedono l'evento dovrebbero contenerne traccia. È su questa premessa che si fonda la letteratura sugli *early-warning indicators*. Dopotutto, prima dell'avvento di metodi statistici più sofisticati, il bilancio rappresentava la principale fonte quantitativa per distinguere le imprese sane da quelle a rischio. A partire dalle sue voci, i *financial ratios* sintetizzano diverse dimensioni della salute economico-finanziaria dell'impresa, come liquidità, redditività, struttura finanziaria, solvibilità e capacità di generare risorse.

Il punto di partenza di questa tradizione è Beaver (1966), il quale formalizza una prassi di analisi nata negli anni '30 e mostra che i dati contabili possono prevedere il fallimento. Studiando la capacità predittiva di singoli *ratios*, rileva che alcuni indicatori divergono in modo marcato tra imprese sane e imprese successivamente fallite, anni prima dell'evento. Il rapporto tra *cash flow* e debito totale emerge come il segnale più efficace, mantenendo una buona capacità predittiva fino a cinque anni prima del fallimento.

L'analisi univariata, però, ha un limite evidente: ogni *ratio* coglie una sola dimensione della condizione aziendale per volta. Altman (1968) lo supera, sviluppando un approccio multivariato da cui nasce il celebre Z-Score. Il modello combina infatti in un unico punteggio dimensioni complementari del rischio: liquidità, redditività cumulata, redditività operativa, patrimonializzazione e capacità degli *asset* di generare ricavi. Questa impostazione è confermata nel successivo modello ZETA di Altman et al. (1977), che mantiene la lettura multidimensionale del rischio e la logica *accounting-based*, ma adatta il modello a un nuovo

contesto formato da imprese di dimensione maggiore e a un insieme di informazioni contabili più ampio.

La centralità dell'informazione contabile permane anche nei successivi modelli probabilistici di Ohlson (1980) e Zmijewski (1984), che restano ancorati ai dati di bilancio per stimare il rischio di *bankruptcy*.

Questa logica ha retto alla prova del tempo: Beaver et al. (2005) verificano infatti la robustezza di un modello predittivo compatto basato su redditività, *cash flow* e *leverage*, con un *hazard model* su un periodo temporale di quarant'anni. Pur con alcune variazioni della performance nel tempo, i *ratios* di bilancio restano dunque una fonte essenziale per l'analisi del *distress*, a maggior ragione nel caso delle imprese private, per cui i dati di mercato non sono disponibili.

2.3 Gli indicatori ispirati alla tradizione di Altman

Nella tradizione *accounting-based* lo Z-Score di Altman (1968) è il punto di riferimento per la costruzione di indicatori sintetici del rischio, anche quando non viene applicato nella sua forma originaria:

$$Z = 0,012X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5,$$

dove:

- X_1 = Working Capital / Total Assets
- X_2 = Retained Earnings / Total Assets
- X_3 = Earnings Before Interest and Taxes / Total Assets
- X_4 = Market Value of Equity / Book Value of Total Liabilities
- X_5 = Sales / Total Assets

Per quanto riguarda la dimensione della liquidità operativa, lo Z-Score impiega il rapporto tra *working capital* e *total assets*. Il capitale circolante netto rapportato all'attivo misura il margine di risorse correnti di cui l'impresa dispone rispetto alla propria dimensione: una sua riduzione può indicare tensioni operative, assorbimento di liquidità o difficoltà a finanziare il ciclo corrente. Il suo peso è confermato dalla letteratura: analizzando imprese private portoghesi, Bhimani et al. (2010) trovano che il rapporto tra *working capital* e attivo è negativamente associato al *default*.

La redditività cumulata è presente attraverso il rapporto tra *retained earnings* e *total assets*. L'indicatore rappresenta la capacità storica dell'impresa di generare utili, trattenerli e finanziare l'attivo con essi: un livello ridotto espone maggiormente l'impresa agli *shock*, perché implica meno riserve interne per assorbire perdite e sostenere la continuità aziendale. La letteratura successiva ne riconosce l'importanza: Charalambakis e Garrett (2019) trovano su imprese private greche che il rapporto tra utili trattenuti e *asset* totali è negativamente associato al *distress*.

Alla redditività cumulata, Altman (1968) affianca quella corrente attraverso il rapporto tra EBIT e *total assets*. L'indicatore misura la capacità degli attivi di generare risultato operativo prima degli effetti di oneri finanziari e imposte: un valore ridotto indica che l'impresa fatica a produrre abbastanza da sostenere la propria gestione. Anche Mselmi et al. (2017), nel loro studio sulle PMI francesi, rilevano che una minore redditività è associata alle imprese in *distress*.

Viene poi la patrimonializzazione, misurata nel modello originale con il rapporto tra valore di mercato dell'*equity* e valore contabile del debito totale. Per le imprese private, in assenza dei valori di mercato, Altman et al. (2019) riportano l'adattamento dello Z'-Score in cui il numeratore viene sostituito dal patrimonio netto contabile e i coefficienti sono ricalibrati:

$$Z' = 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,107X_3 + 0,420X_4 + 0,998X_5,$$

dove le variabili X_1 , X_2 , X_3 e X_5 coincidono con quelle dello Z-Score. Gli autori richiamano inoltre lo Z''-Score, che impiega le stesse variabili escludendo X_5 e introducendo una costante:

$$Z'' = 3,25 + 6,56X_1 + 3,26X_2 + 6,72X_3 + 1,05X_4.$$

La logica dell'indicatore è la seguente: una dotazione maggiore di capitale proprio protegge da perdite operative, svalutazioni e difficoltà di rifinanziamento; un rapporto più basso riduce la capacità dell'impresa di far fronte a imprevisti e accresce il peso di obblighi verso i creditori. Muñoz-Izquierdo et al. (2020), su imprese private spagnole, trovano che una maggior patrimonializzazione è associata a una minore probabilità di *distress*.

L'ultima dimensione riguarda il rapporto tra *sales* e *total assets*, cioè l'*asset turnover*. Esprime la capacità dell'impresa di generare ricavi a partire dagli attivi impiegati: un valore minore può indicare un uso inefficiente delle risorse. Sehgal et al. (2021) ne confermano la rilevanza tra i determinanti del *distress* su imprese indiane. L'indicatore va però interpretato

con cautela, perché il suo livello fisiologico varia in base al settore e alla relativa intensità di capitale.

Queste dimensioni, nel modello originale di Altman (1968), concorrono alla costruzione dello Z-Score, poi interpretato attraverso soglie di classificazione: valori inferiori a 1,81 indicavano l'area di *distress*, valori superiori a 2,99 l'area di sicurezza, mentre l'intervallo intermedio costituiva una zona grigia. Nel presente lavoro, lo Z-Score è richiamato come riferimento teorico solamente per individuare le dimensioni economico-finanziarie rilevanti, le quali ispirano la famiglia di indicatori *Altman-like*.

2.4 Gli indicatori del blocco CCII-like

Accanto alla tradizione di Altman si colloca una prospettiva regolatoria, ispirata agli indicatori elaborati dal CNDCEC (Consiglio Nazionale dei Dottori Commercialisti e degli Esperti Contabili) nel documento del 2019, nell'ambito dell'originario sistema di allerta del Codice della crisi d'impresa e dell'insolvenza (D.Lgs. 14/2019). Secondo l'art. 13, in una situazione di crisi non conclamata da ritardi nei pagamenti reiterati e significativi o da un patrimonio netto negativo, era necessario consultare il *Debt Service Coverage Ratio* a sei mesi (rapporto tra flussi di cassa liberi e rimborso dei debiti, entrambi previsti nei sei mesi successivi) e, qualora il DSCR a sei mesi non fosse stato disponibile o i dati per determinarlo non fossero stati affidabili, si sarebbero applicati cinque indici e il segnale di allerta sarebbe stato inviato solo in caso di superamento congiunto delle relative soglie critiche settoriali.

Questo sistema di allerta, previsto dalla versione originaria del Codice, non è mai entrato pienamente in funzione: rinviato più volte anche a causa della pandemia, è stato superato con il D.Lgs. 83/2022, che ne ha ridisegnato l'impianto spostando il baricentro dall'allerta automatica verso la composizione negoziata, percorso volontario di risanamento. Gli indici elaborati dal CNDCEC hanno così perso il ruolo di soglia normativa. Ciò non ne intacca però la validità come riferimento analitico: il CNDCEC li aveva selezionati tra decine di migliaia di combinazioni, testandoli su tutte le società con bilancio ordinario pubblicato e avendo riguardo agli eventi di *default* nei tre anni successivi; per i cinque indici a impiego congiunto su cui si fonda la famiglia *CCII-like*, i falsi positivi risultavano contenuti entro un livello ragionevole. Restano perciò un insieme di dimensioni economicamente fondate, ed è per questo che, pur non essendo più in vigore, vengono ripresi in questo lavoro.

Il primo è l'indice di sostenibilità degli oneri finanziari, ottenuto come rapporto tra oneri finanziari e fatturato. Una parte consistente della letteratura definisce il *distress* proprio come

l'incapacità della gestione operativa di coprire gli oneri finanziari: è la misura *ex ante* proposta da Pindado et al. (2008), ripresa in modo simile da Quintiliani (2017) sulle PMI italiane e da Yazdanfar e Öhman (2020) sulle imprese svedesi. Già Asquith et al. (1994), del resto, individuavano nella capacità di coprire gli interessi con l'EBITDA una soglia operativa decisiva per riconoscere il *distress*.

Il secondo è l'indice di adeguatezza patrimoniale, ottenuto come rapporto tra patrimonio netto e debiti totali. È la stessa dimensione già incontrata tra gli indicatori *Altman-like*.

Il terzo indicatore è la capacità di generare cassa, definita indice di ritorno liquido dell'attivo e pari al rapporto tra *cash flow* e attivo. Le misure di redditività basate sul principio di competenza colgono la performance, ma non sempre la capacità effettiva di produrre liquidità, per questo la letteratura attribuisce particolare importanza ai flussi di cassa. Charitou et al. (2004) sostengono che è la mancanza di sufficiente *cash flow* a condurre al fallimento le imprese e costruiscono un modello compatto basato su *cash flow*, redditività e leva, raggiungendo un'elevata accuratezza su imprese del Regno Unito.

Un ulteriore indicatore riguarda la liquidità di breve periodo: definito come rapporto tra attività e passività a breve termine, coincide con il *Current Ratio*. Segnala l'equilibrio tra risorse liquidabili e scadenze imminenti; una sua riduzione potrebbe esporre l'impresa a tensioni di liquidità. Klietk et al. (2020), analizzando i modelli sviluppati soprattutto nei paesi dell'Europa centro-orientale, trovano il *Current Ratio* tra i predittori più ricorrenti.

Infine, l'indice di indebitamento previdenziale e tributario, calcolato come rapporto tra i debiti verso l'erario e gli enti previdenziali e il totale dell'attivo, riflette soprattutto la prospettiva istituzionale italiana. Un suo aumento può segnalare una crescente difficoltà dell'impresa nel far fronte agli obblighi correnti.

2.5 Gli indicatori impiegati dai Practitioners

Una terza famiglia di indicatori nasce dalla prassi bancaria e aziendale, che per valutare la salute di un'impresa ricorre spesso a misure intuitive e vicine alla gestione operativa. Nel presente lavoro questo gruppo viene definito *Practitioners* e guarda a due profili diversi: la capacità di sostenere il debito con le risorse generate operativamente e l'andamento del ciclo del capitale circolante attraverso tempi di incasso, pagamenti e rotazione delle scorte.

Il primo indicatore è pari al rapporto tra posizione finanziaria netta ed EBITDA, che indica in quanti anni la generazione operativa lorda potrebbe teoricamente ripagare

l'indebitamento. Maggiore il valore, maggiore la pressione finanziaria. Nella letteratura accademica *Net Debt / EBITDA* compare meno frequentemente come variabile autonoma, sono più ricorrenti misure come l'*interest coverage*, EBITDA su oneri finanziari, *cash flow* su debito e *ratios* di leva. Andrade e Kaplan (1998), distinguendo il *distress* finanziario da quello economico, mostrano che una leva elevata può condurre alla crisi anche imprese operativamente sane.

Il DSO (*Days Sales Outstanding*) misura il tempo medio di incasso dei crediti commerciali: un suo aumento può segnalare difficoltà a convertire i ricavi in liquidità. Nella letteratura, Bhimani et al. (2010), su imprese private portoghesi, trovano che tempi di incasso più lunghi sono associati a una maggiore probabilità di *default*.

Meno immediato da interpretare è il DPO (*Days Payable Outstanding*), che misura il tempo medio di pagamento ai fornitori: tempi lunghi possono riflettere tensioni di liquidità e ricorso al credito commerciale, ma anche normale prassi di settore o un forte potere contrattuale. È però il suo aumento a costituire il segnale rilevante: la lettura *Practitioners* lo associa a tensioni di liquidità.

Il DOI (*Days Inventory Outstanding*) guarda infine al tempo di permanenza delle scorte in magazzino: un suo incremento può indicare rotazione più lenta, accumulo di invenduto o difficoltà del mercato di assorbire la produzione.

Poiché il loro livello dipende anche dalle caratteristiche del settore e dalle normali prassi commerciali, nell'analisi empirica gli indicatori del ciclo del capitale circolante vengono considerati attraverso le variazioni da un esercizio al successivo.

2.6 Portabilità dei modelli, ricalibrazione e adattamento al contesto

I modelli *accounting-based* visti finora restano un punto di partenza imprescindibile, ma il loro utilizzo solleva una questione importante: un modello stimato in un determinato contesto può essere applicato senza modifiche a imprese diverse, in periodi diversi e in paesi diversi? La letteratura invita alla cautela: modelli come lo Z-Score di Altman vanno letti come *benchmark* teorici e metodologici, più che come formule da applicare direttamente.

Sul piano temporale, i coefficienti non restano necessariamente validi in modo indefinito. Beaver et al. (2005), nonostante la robustezza del modello compatto testato su un arco temporale di quarant'anni, notano che si ha un leggero peggioramento nel potere predittivo del modello nei tempi a loro più recenti. Begley et al. (1996), applicando il modello di

Altman a un periodo successivo rispetto a quello originale, riscontrano una riduzione della capacità predittiva, anche se i coefficienti sono ristimati.

Anche al di fuori dei confini nazionali la situazione si fa più delicata. Bod'a e Úradníček (2016), applicando lo Z-Score alle imprese slovacche, mostrano che il modello mantiene una discreta accuratezza complessiva ma beneficia comunque della ristima dei coefficienti quando l'obiettivo è individuare correttamente le imprese in *distress*. Su scala internazionale, Altman et al. (2017) confermano che le differenze tra paesi incidono sulla performance e che le specificazioni calibrate a livello nazionale offrono risultati migliori rispetto all'applicazione diretta di coefficienti stimati altrove.

Sul piano settoriale, la portabilità dei modelli risulta limitata. Platt e Platt (1991) mostrano infatti che correggere i *financial ratios* rispetto al settore migliora la previsione del *distress*. Nel contesto italiano, Zeli (2014) sottolinea analogamente che gli indicatori di *financial distress* mostrano comportamenti differenti a seconda dell'attività svolta dalle imprese. Intensità di capitale, rotazione degli *asset*, struttura del circolante e margini operativi presentano infatti livelli differenti da un settore all'altro. Applicare meccanicamente gli stessi coefficienti rischia quindi di confondere caratteristiche strutturali con segnali di deterioramento.

Contano poi il tipo di impresa osservata e la definizione dell'evento critico, aspetti approfonditi nei paragrafi successivi.

2.7 Portabilità dei modelli in relazione alla tipologia di impresa osservata

La letteratura sulla previsione del *distress* ha gradualmente riconosciuto che le imprese private non sono semplici versioni in scala ridotta di grandi società quotate, ma differiscono per struttura finanziaria, disponibilità di informazioni, accesso al credito, *governance* ed esposizione agli *shock*. Da qui l'esigenza, sostenuta da Altman e Sabato (2007), di modelli costruiti appositamente per le PMI: applicare a questo segmento modelli tarati su imprese più grandi non permetterebbe di coglierne il profilo di rischio.

La differenza più rilevante da un punto di vista metodologico è l'assenza di dati di mercato. L'intero filone della letteratura che ha inizio con Merton (1974), fondato sul calcolo della *distance to default* a partire dal valore di mercato delle imprese e dalla sua volatilità, non è quindi utilizzabile. Filipe et al. (2016), su PMI europee, affermano che, senza prezzi osservabili, la previsione deve poggiare su dati contabili, caratteristiche specifiche

dell'impresa e informazioni macro-settoriali. Charalambakis e Garrett (2019) confermano che, per le imprese private, in assenza di dati di mercato, il bilancio è la principale fonte informativa utilizzabile. Anche Wang (2019), su imprese private italiane, utilizza come base per la previsione del *distress* proprio l'informazione contabile.

Il bilancio diventa centrale perché offre una base periodica, comparabile e ampiamente disponibile, ma non è esente da limiti: il più rilevante riguarda l'opacità informativa. Wang (2019), infatti, afferma che l'informazione contabile è più opaca sulle imprese private a causa di obblighi informativi meno stringenti.

A questo limite normativo si aggiunge un limite interno: Slatter e Lovett (1999) evidenziano infatti il concetto di *crisis denial*, per cui il management nelle prime fasi del declino tende a nascondere la crisi erodendo le riserve e ritardando la *disclosure*. Si genera così un divario tra la vera situazione dell'impresa e quella rappresentata in bilancio. Questo è confermato da Quintiliani (2017), che afferma che a causa dell'opacità si complica la valutazione del rischio da parte dei creditori, i quali quindi integrano i dati di bilancio con la *soft information* raccolta attraverso rapporti continuativi con l'impresa. Questa relazione diventa importante dato che le imprese private, avendo limitato accesso ai mercati di capitali, dipendono maggiormente dal credito bancario e si potrebbe verificare *credit rationing* a causa dell'asimmetria informativa.

2.8 Portabilità dei modelli in relazione all'evento osservato

Rimane la definizione dell'evento critico: *bankruptcy*, *default*, *liquidation* e *insolvency* non sono sinonimi e la scelta tra loro non è neutra. Keasey e Watson (1991) ricordano che la rilevanza di un modello dipende dall'evento-criterio adottato. Un modello calibrato sulla *bankruptcy* statunitense o sul *default* bancario non è perciò automaticamente adatto a prevedere una specifica procedura concorsuale di un altro ordinamento.

Il contesto italiano è particolarmente adatto allo studio del *distress*. Il tessuto produttivo del Paese è costituito principalmente da imprese private, in larga parte di piccola e media dimensione, per le quali i dati di bilancio assumono un ruolo centrale nella valutazione della loro solidità. La crisi può inoltre tradursi in esiti differenti come *default* bancario, insolvenza o procedure concorsuali come il concordato, arrivando nei casi di irrimediabile compromissione della continuità aziendale alla liquidazione giudiziale (già fallimento nella previgente legge fallimentare). Analizzare il *distress* in Italia vuol dire considerare sia la

dimensione economico-finanziaria dell'impresa che la forma giuridica attraverso cui la crisi diventa osservabile dal sistema.

La letteratura empirica sulle imprese italiane ha adottato definizioni diverse dell'evento critico. Bottazzi et al. (2011) studiano il *default* di un ampio campione manifatturiero sui dati della Centrale dei Bilanci, utilizzando non solo variabili economico-finanziarie ma anche dimensioni industriali come la produttività. Amendola et al. (2015) distinguono *bankruptcy*, liquidazione e inattività come possibili esiti del *financial distress*, analizzando separatamente i fattori associati a ciascuno di essi. Wang (2019) studia il *failure* delle imprese private italiane considerando diversi possibili esiti come *default* sui pagamenti, procedure di insolvenza, *bankruptcy* e liquidazione, attraverso il database ORBIS di Bureau van Dijk. In tempi più recenti, Tron et al. (2023) si concentrano sulle posizioni UTP (*Unlikely to Pay*) delle imprese italiane non quotate, collocate in una fase precedente all'insolvenza e in cui la ristrutturazione è ancora possibile.

Tra i diversi esiti possibili, il concordato è l'evento giuridico attraverso cui una condizione di *financial distress* viene formalizzata, ma non ne rappresenta l'esito ultimo: a differenza della liquidazione giudiziale, che sancisce l'uscita dell'impresa dal mercato, il concordato mira a regolare la crisi e può perseguire la continuità aziendale.

2.9 L'evoluzione dai modelli statici agli approcci probabilistici e dinamici

Da un punto di vista prettamente metodologico, l'evoluzione dei modelli non ha riguardato solamente la scelta degli indicatori, ma anche la modellazione del rischio nel tempo. I primi modelli *accounting-based* come lo Z-Score di Altman (1968) erano in gran parte statici: l'impresa veniva osservata in un determinato istante temporale e classificata come sana o a rischio in base ai dati di quell'anno. Questa impostazione è stata fondamentale in passato, ma presenta dei limiti quando il *distress* viene interpretato come processo graduale.

Un primo cambiamento si ha con i modelli probabilistici. Ohlson (1980) introduce un modello *logit* che stima la probabilità di *bankruptcy* a partire da variabili contabili, superando alcuni limiti dell'analisi discriminante come la difficoltà a interpretare lo *score* come una probabilità. Zmijewski (1984) segue una strada simile con un modello *probit* e fornisce un ulteriore importante contributo richiamando l'attenzione sui *bias* di stima nei modelli di *distress*, come il sovracampionamento delle imprese fallite e la selezione delle sole osservazioni con dati completi. Inoltre, Hopwood et al. (1988) mostrano che i *ratios*

contabili presentano spesso distribuzioni asimmetriche e non normali, rendendo più problematica l'applicazione dell'analisi discriminante.

I modelli probabilistici però non risolvono da soli la dimensione temporale. La svolta si ha con Shumway (2001), che critica i modelli statici perché ignorano l'evoluzione delle imprese nel tempo e propone un *logit* multi-periodo stimato su osservazioni impresa-anno, equivalente a un modello *hazard* a tempo discreto. Ogni impresa entra nel campione per tutti gli anni in cui è esposta al rischio, fino al verificarsi dell'evento o alla fine del periodo di osservazione. Così è possibile utilizzare molta più informazione e il rischio si aggiorna in funzione delle condizioni rilevate in ciascun anno. Questa logica è ormai consolidata nella letteratura: Campbell et al. (2008) applicano un modello *logit* dinamico su imprese quotate statunitensi, Charalambakis e Garrett (2019) lo applicano su imprese private greche, mentre Filipe et al. (2016) lo applicano al contesto delle PMI europee.

L'uso di variabili ritardate è coerente con l'ottica *early-warning*. Le informazioni devono precedere l'evento per fare in modo che il modello sia predittivo, altrimenti, se si impiegassero dati contemporanei o successivi alla crisi si rischierebbe di sovrastimare la capacità predittiva. L'anticipo temporale però comporta un compromesso: più si è vicini all'evento, migliore è la capacità predittiva degli indicatori, ma allo stesso tempo si ha meno tempo per intervenire, così come analizzato da Mossman et al. (1998).

La previsione del *distress* richiede un modello coerente con la natura graduale della crisi. Mentre i *ratios* di bilancio forniscono i segnali sulla condizione economico-finanziaria dell'impresa, il modello *hazard* a tempo discreto stimato tramite regressione *logit* consente di osservarne l'evoluzione nel tempo. Su questa impostazione si fonda l'analisi empirica della tesi.

2.10 L'importanza dell'interpretabilità di un modello

La previsione del *distress* si è arricchita nel tempo di metodi sempre più avanzati, tra cui reti neurali e tecniche di *machine learning*, in grado di raggiungere un'elevata capacità predittiva. In ottica *early-warning* però, la qualità del modello non dipende solo dalla capacità di distinguere le imprese sane da quelle in crisi: è importante anche capire quali dimensioni economico-finanziarie generino il rischio, così da supportare decisioni di manager, creditori, banche, revisori e *policy-maker*. Il *trade-off* tra performance predittiva e interpretabilità è già richiamato da Altman et al. (1994) ed evidenziato da Véganzones e Séverin (2021) nella loro *review*.

La complessità dei modelli può inoltre ostacolarne l'utilizzo a livello industriale, anche a fronte di performance predittive potenzialmente superiori, così come sostenuto da Sun et al. (2014). Il problema non è nuovo: già Keasey e Watson (1991), passando in rassegna i modelli di *distress*, ne sottolineavano i limiti di utilità quando i risultati non erano facilmente leggibili dagli operatori, andando a favore di modelli più semplici da interpretare.

Strettamente legata all'interpretabilità è la parsimonia: un modello con molte variabili può cogliere più relazioni empiriche ma rischia ridondanza, instabilità e opacità. Pindado et al. (2008) sostengono perciò una selezione teoricamente fondata delle variabili, orientata a modelli stabili e coerenti sul piano economico. Inoltre, la riduzione del numero di variabili non comporta necessariamente una perdita di accuratezza così come mostrato dal modello a tre indicatori di Beaver et al. (2005).

La valutazione del modello, in ogni caso, non può basarsi unicamente sull'accuratezza complessiva, la quale può essere fuorviante in presenza di un evento raro. Altman et al. (1977) e Veganzones e Séverin (2021) mostrano che gli errori hanno costi asimmetrici. Si adotta qui la convenzione prevalente in questo filone, che inverte il significato statistico consueto: non riconoscere un'impresa che entrerà in dissesto costituisce un errore *Type-I* ed espone banche e creditori a possibili perdite a causa del *default* sul prestito, mentre etichettare un'impresa sana come rischiosa rappresenta un errore *Type-II* e può generare restrizioni di credito e opportunità mancate a causa del rifiuto a prestiti che sarebbero stati ripagati con successo.

Bisogna quindi riconoscere il *trade-off* tra sensibilità (*sensitivity*, ovvero la capacità di intercettare imprese che entreranno in concordato) e specificità (*specificity*, l'esclusione dall'allerta delle imprese sane) e selezionare una soglia di allarme adeguata. Secondo Altman et al. (1977) e Veganzones e Séverin (2021), in linea con quanto rilevato da Bottazzi et al. (2011), l'errore *Type-I* ha un costo maggiore e andrebbe quindi minimizzato.

Il presente lavoro non ha però l'obiettivo di individuare una soglia ideale, la cui scelta dipende dal peso attribuito ai due tipi di errore. La valutazione del modello viene condotta in termini più ampi, considerando insieme performance predittiva, coerenza economica, stabilità delle variabili, interpretabilità dei risultati e tenuta fuori campione.

2.11 Le lacune della letteratura

La letteratura sul *financial distress* ha sviluppato modelli sempre più articolati, mostrando che il *financial distress* dell'impresa può essere individuato attraverso segnali economico-finanziari osservabili prima della manifestazione formale della crisi. Gli studi hanno tuttavia adottato definizioni diverse dell'evento critico, la cui scelta rimane fondamentale. Nel caso italiano l'ingresso in concordato è stato raramente esplorato come evento autonomo.

La letteratura, inoltre, studia separatamente e raramente confronta sullo stesso campione e rispetto allo stesso evento le tre famiglie di indicatori discusse in precedenza, ossia quella *accounting-based* della tradizione legata ad Altman, quella di matrice regolatoria *CCII-like* e quella della prassi bancaria e aziendale.

3 Posizionamento della tesi e domande di ricerca

L'analisi empirica di questo lavoro di tesi persegue l'obiettivo di individuare i fattori economico-finanziari che precedono l'ingresso in concordato delle imprese private italiane e interpretarne il segno, l'intensità e la coerenza economica, più che costruire il modello dotato della massima capacità predittiva. Come visto nel capitolo precedente, essendo il *financial distress* un processo graduale di deterioramento, i bilanci degli esercizi che precedono la formalizzazione della crisi dovrebbero conservarne traccia. L'interesse diventa quindi capire quali dimensioni della salute economico-finanziaria dell'impresa siano in grado di anticipare l'ingresso in concordato.

La tesi si posiziona nella duplice lacuna individuata al termine del capitolo precedente: la scarsa esplorazione dell'ingresso in concordato come evento autonomo, analizzato *ex ante*, e l'assenza di un confronto diretto tra le tre famiglie di indicatori.

Su queste premesse nascono le cinque domande di ricerca che guidano l'analisi:

D1. Quali indicatori economico-finanziari contribuiscono maggiormente a prevedere l'ingresso in concordato delle imprese private italiane?

D2. Quale contributo informativo ed economico apportano gli indicatori *Practitioners*, *CCII-like* e *Altman-like* alla spiegazione del *distress*?

D3. È possibile individuare un modello compatto e facilmente interpretabile senza una perdita sostanziale di capacità esplicativa?

D4. Con quale segno e quale intensità economica ciascun indicatore incide sul rischio di ingresso in concordato, ossia come varia la probabilità stimata al suo deteriorarsi?

D5. I risultati ottenuti restano robusti al variare dell'orizzonte temporale, della specificazione del modello, del settore economico e delle modalità di verifica, e reggono su un periodo non osservato in fase di stima?

Le cinque domande di ricerca sono tra loro strettamente collegate e corrispondono ad altrettante tappe del percorso empirico. La prima domanda trova risposta nel confronto tra gli indicatori e nell'analisi del loro contributo all'interno del modello. La seconda è affrontata stimando un modello per ciascuna famiglia e un modello globale che le combina, così da apprezzare il peso informativo di ogni variabile quando le famiglie sono messe a confronto sullo stesso campione. La terza motiva la ricerca di una specificazione compatta

e facilmente interpretabile, costruita su pochi *driver* significativi e teoricamente fondati, così da poter trovare applicazione in contesti più operativi. La quarta traduce i coefficienti in grandezze economicamente interpretabili, permettendo di capire come la probabilità stimata di ingresso in concordato varia al deteriorarsi di ciascun indicatore. La quinta, infine, organizza le opportune verifiche di robustezza, inclusa una validazione su un periodo successivo non osservato. Il presente lavoro di tesi si propone quindi di identificare un modello di riferimento e di comprenderne le implicazioni economiche.

4 Metodologia

Il capitolo segue questa logica: dopo aver presentato le fonti dei dati e il periodo di osservazione, si descrive nel dettaglio la costruzione del campione delle imprese trattate e del campione di controllo, con particolare attenzione alla trasparenza e alla replicabilità della procedura, data la rilevanza del database costruito. Segue la definizione dell'evento e della struttura *panel* impresa-anno, una prima analisi descrittiva, la definizione delle variabili e il trattamento dei dati, una seconda analisi descrittiva di confronto a *t-3*, la specificazione econometrica basata sul *logit hazard* a tempo discreto, le famiglie dei modelli stimati e la strategia di confronto, la proposta del modello compatto, le metriche di valutazione adeguate a un evento raro, gli strumenti di interpretazione economica, le analisi di robustezza e, infine, l'impostazione della validazione *out-of-sample*. L'obiettivo di questo capitolo è quello di preparare il lettore ai risultati senza anticiparli.

4.1 Fonti dei dati e periodo di osservazione

La raccolta dei dati si basa su due fonti distinte e complementari, il cui incrocio è alla base della costruzione del *dataset*.

I dati di bilancio provengono da AIDA – Bureau van Dijk, banca dati che raccoglie i prospetti contabili delle società di capitali italiane in forma standardizzata e comparabile. È la fonte di riferimento per lo studio delle imprese private italiane, per le quali, in assenza di dati di mercato, il bilancio costituisce la principale base informativa disponibile, così come discusso nella revisione della letteratura.

L'identificazione delle imprese entrate in concordato si basa sul Portale dei Creditori, che consente di rilevare l'apertura della procedura e di datarla.

I dati di bilancio sono organizzati in un *panel* a livello impresa-anno e coprono gli esercizi dal 2015 al 2023. L'intervallo temporale selezionato deriva dalla disponibilità di dati AIDA, che conserva gli ultimi dieci bilanci depositati. L'esercizio 2024 non è stato incluso nel *panel* di stima perché, al momento del *download* progressivo, non tutte le imprese avevano ancora depositato il relativo bilancio; è stato integrato in un secondo momento, in via mirata, per la sola validazione *out-of-sample*. L'anno minimo effettivo del *panel* è dunque il 2015, nonostante AIDA disponga di esercizi antecedenti nel caso di aziende che avevano cessato di depositare, in particolare quelle interessate da procedure concorsuali, proprio in ragione della conservazione degli ultimi dieci bilanci.

Il disegno dello studio distingue due finestre temporali con funzioni diverse. L'analisi *in-sample*, su cui il modello è stimato e interpretato, considera gli ingressi in concordato del periodo 2015-2020; la validazione *out-of-sample*, che ne verifica la tenuta fuori dal campione di stima, considera gli ingressi del periodo 2021-2024. La scelta di fermare al 2020 gli ingressi impiegati nella stima è deliberata e risponde a due esigenze complementari: da un lato mantiene osservabili almeno tre esercizi successivi all'evento, fino al 2023, lasciando aperta la possibilità di studiare in lavori futuri le fasi che seguono l'ingresso, come il *restructuring* e il *turnaround*; dall'altro riserva un periodo interamente successivo, il 2021-2024, come finestra di *test* fuori periodo. Coerentemente, l'analisi *in-sample* impiega le sole osservazioni fino al 2020, quelle dal 2021 in avanti sono escluse dal campione di stima.

Al netto delle esclusioni descritte nelle sezioni seguenti, il campione di stima comprende 57.265 imprese e 343.096 osservazioni impresa-anno, a fronte di 254 imprese entrate in concordato nel periodo 2015-2020. L'ingresso in concordato si conferma un evento raro, pari a circa lo 0,07% delle osservazioni impresa-anno. Questa è la numerosità del *dataset* di analisi *in-sample*. I numeri di osservazioni ed eventi effettivamente impiegati nelle stime sono inferiori a causa dei requisiti degli indicatori ritardati e della loro effettiva calcolabilità.

4.2 Costruzione dei campioni delle imprese trattate e di controllo

Il campione di stima si compone di due gruppi costruiti separatamente e successivamente integrati: le imprese trattate, ossia quelle entrate in concordato nel periodo considerato, e il campione di controllo, formato da imprese non entrate in concordato. Per entrambi i gruppi i dati contabili provengono da AIDA, ma ciò che distingue le trattate è l'identificazione preliminare sul Portale dei Creditori e l'attribuzione di un anno di ingresso in concordato.

La costruzione è stata condotta con attenzione alla tracciabilità di ciascun passaggio, sia per documentare il lavoro alla base del database che per permettere di replicare la procedura e aggiungere con omogeneità nuovi anni al campione in studi futuri.

Le imprese trattate sono state individuate attraverso la sezione “CONCORDATI/AS (Legge Fall.)” del Portale dei Creditori, applicabile agli ingressi del periodo di stima (2015-2020). È stato selezionato il codice fiscale delle imprese entrate in procedura ed è stata verificata la loro grandezza su AIDA, identificando come idonee le imprese con fatturato compreso tra 10 e 300 milioni in almeno uno dei tre esercizi che precedono l'ingresso in concordato. La soglia inferiore esclude le imprese di dimensione minore, per le quali la composizione tra società di capitali e società di persone è meno controllabile e i comportamenti contabili più

eterogenei; la soglia superiore esclude le imprese di grande dimensione, che operano secondo logiche differenti.

Come bilancio dell'anno pre-concordato per le imprese che non chiudono l'esercizio a dicembre è stato selezionato il bilancio che copre il maggior numero di mesi dell'anno precedente all'ingresso in concordato; in particolare, per i bilanci depositati entro giugno è stato considerato il bilancio dell'anno stesso. Per le imprese prive del bilancio dell'esercizio pre-concordato è stato inizialmente considerato l'ultimo anno disponibile pre-concordato. Al termine di questa fase sono state identificate 288 imprese trattate, per le quali sono stati scaricati da AIDA i dati di bilancio dei nove esercizi 2015-2023 (per il 2024 vale quanto detto in precedenza). La logica di individuazione degli ingressi del periodo di validazione, che impiega anche la sezione "CONCORDATI (CCII)", è descritta nella sezione metodologica 4.14.

Per ogni procedura, l'anno di ingresso in concordato è stato assunto come l'anno ricavato dal numero della pratica, corrispondente all'anno di presentazione della domanda, e non quello della pronuncia del tribunale. I due anni possono infatti non coincidere e la scelta del primo assicura coerenza con il criterio di filtro per anno del Portale e omogeneità nella datazione. Per garantire questa omogeneità e la piena tracciabilità del dato, il database delle trattate è stato costruito in modo autonomo e verificato impresa per impresa. Un preliminare riscontro su una fonte preesistente aveva infatti evidenziato una datazione dell'evento non uniforme, con disallineamenti su una quota rilevante delle procedure e alcune imprese non più associabili ad alcuna procedura rintracciabile sul Portale: elementi che rendevano preferibile una ricostruzione indipendente e uniforme.

Il campione di controllo è stato estratto da AIDA selezionando le società con fatturato compreso tra 10 e 300 milioni di euro in almeno un anno del periodo 2015-2024 (la finestra resa disponibile da AIDA per il filtro dimensionale, anche se i bilanci del *panel* di stima si fermano al 2023). Si è preferito il criterio "in almeno un anno" rispetto a quello più restrittivo della permanenza nella fascia in ciascun anno, il quale avrebbe ridotto la numerosità da circa 57.000 a circa 13.000 imprese. Tale criterio è inoltre coerente con la selezione delle trattate, la quale guarda infatti a uno dei tre esercizi precedenti l'evento e non alla permanenza in tutti gli esercizi; richiedere la permanenza nella banda in tutti gli anni avrebbe escluso sistematicamente le imprese in crescita o in contrazione, distorcendo il confronto.

Il campione di controllo è stato circoscritto ai settori di attività in cui operano le imprese trattate. I codici ATECO 2007 forniti da AIDA sono stati ricondotti alle relative sezioni, identificate da una lettera, utilizzando la struttura della classificazione ATECO 2007 nella versione aggiornata al 2022. Lo stesso livello di aggregazione è impiegato negli effetti fissi di settore dei modelli.

Data la limitazione di AIDA sul numero di società scaricabili per volta, lo scarico dati è avvenuto per anno e per blocchi successivi, poi assemblati nel *panel* impresa-anno. Va precisato che l'universo estratto da AIDA con il criterio dimensionale contiene non solo le imprese di controllo, ma anche le imprese trattate, che soddisfano lo stesso requisito: è su questo insieme complessivo che avviene il *merge* con l'archivio delle trattate.

I due *dataset* sono stati uniti in un *panel* impresa-anno tramite un *merge* sulla coppia (*codice fiscale*, *anno*). Dall'unione tra l'archivio delle trattate e l'universo estratto da AIDA (che comprende sia le imprese di controllo che le trattate) è emerso che 34 imprese trattate (306 osservazioni impresa-anno) risultavano presenti nell'archivio ma assenti nell'universo AIDA: si trattava di imprese che, pur entrate in concordato, non rispettavano la banda dimensionale 10-300 milioni di fatturato negli anni 2015-2024, tipicamente perché superavano la soglia solamente in un esercizio antecedente il 2015, dato che, in assenza del bilancio nell'anno che precede l'ingresso in concordato si considerava il bilancio dell'ultimo anno disponibile pre-concordato. Tali imprese sono state escluse per mantenere coerenza con il criterio di idoneità, riducendo le trattate da 288 a 254.

Per quanto riguarda l'importazione dei dati, gli identificativi, in particolare il codice fiscale, sono stati trattati come stringhe per evitarne il troncamento numerico e l'unicità della chiave impresa-anno è stata verificata prima dell'unione.

A ciascuna osservazione sono stati associati un indicatore di trattamento, pari a uno per le imprese trattate e zero per le imprese di controllo, l'anno di ingresso in concordato e la variabile di esito, pari a uno nell'anno dell'evento per le trattate e pari a zero altrimenti. Il *panel* così ottenuto comprende 515.333 osservazioni impresa-anno, di cui 513.047 relative alle imprese di controllo e 2.286 relative alle imprese trattate, per un totale di 57.265 imprese, 254 delle quali entrate in concordato.

4.3 Definizione dell'evento e struttura panel impresa-anno

La variabile dipendente è definita a livello di osservazione impresa-anno e assume valore uno nell'anno in cui l'impresa entra in concordato, zero in tutti gli anni precedenti in cui è ancora esposta al rischio. Si ricorda che l'ingresso in concordato è l'evento giuridico attraverso cui il *financial distress* si formalizza; la variabile dipendente coglie il momento della formalizzazione, non l'inizio del processo di deterioramento.

L'unità di analisi è l'osservazione impresa-anno e la struttura del campione è quella tipica di un modello *hazard* a tempo discreto. Ogni impresa contribuisce al campione con un'osservazione per ciascun anno in cui resta esposta al rischio di concordato: le imprese trattate, una volta entrate in concordato, smettono di essere a rischio evento e non contribuiscono più al campione; le imprese di controllo, le quali non sperimentano l'evento, restano nel campione per tutti gli anni disponibili.

La prima importante esclusione applicata al *panel* riguarda quindi le osservazioni successive all'ingresso in concordato, poiché da quel momento l'impresa non è più esposta al rischio dell'evento e le sue condizioni contabili riflettono una fase successiva alla formalizzazione della crisi. Mantenerle confonderebbe i segnali che precedono l'evento con le condizioni che lo seguono. Questa esclusione rimuove 1.243 delle 2.286 osservazioni impresa-anno, tutte relative a imprese trattate.

La seconda esclusione rimuove dal campione di stima le osservazioni dal 2021 in avanti; queste osservazioni sono invece impiegate nella validazione *out-of-sample*. Questa esclusione rimuove 170.994 osservazioni impresa-anno. Si ottengono così le 343.096 osservazioni impresa-anno e i 254 eventi visti in precedenza.

4.4 Analisi descrittiva del campione delle imprese trattate

La prima delle analisi descrittive caratterizza la popolazione delle imprese trattate in termini di distribuzione temporale degli ingressi, dimensione, composizione settoriale e collocazione geografica. La seconda confronta le imprese trattate e le imprese di controllo negli anni che precedono l'evento, ma presuppone la disponibilità degli indicatori economico-finanziari e viene perciò presentata più avanti.

L'analisi riguarda le 254 imprese trattate del campione *in-sample*, dal quale sono poi tratti i campioni di stima dei singoli modelli. Gli ingressi in concordato si concentrano nel triennio

2018-2020, che raccoglie circa il 68% dei casi, mentre gli anni 2015 e 2016 risultano i meno rappresentati, con poco più dell'8% ciascuno.

La minore presenza degli ingressi del 2015 dipende in parte dalla costruzione del campione, dato che l'estrazione generale dei dati contabili copre gli esercizi a partire dal 2015, e nel *merge* con tale estrazione si perdono le imprese entrate in concordato nel 2015 il cui fatturato rientrava nella fascia 10-300 milioni soltanto in un esercizio antecedente, selezionate manualmente sulla base degli ultimi bilanci depositati. Restano invece incluse le imprese entrate in concordato nel 2015 che presentano un fatturato nella fascia indicata nel 2015 stesso o in un anno successivo, poiché già comprese nell'estrazione generale. La distribuzione per anno di ingresso va letta tenendo conto di questa specificità (Figura 1).

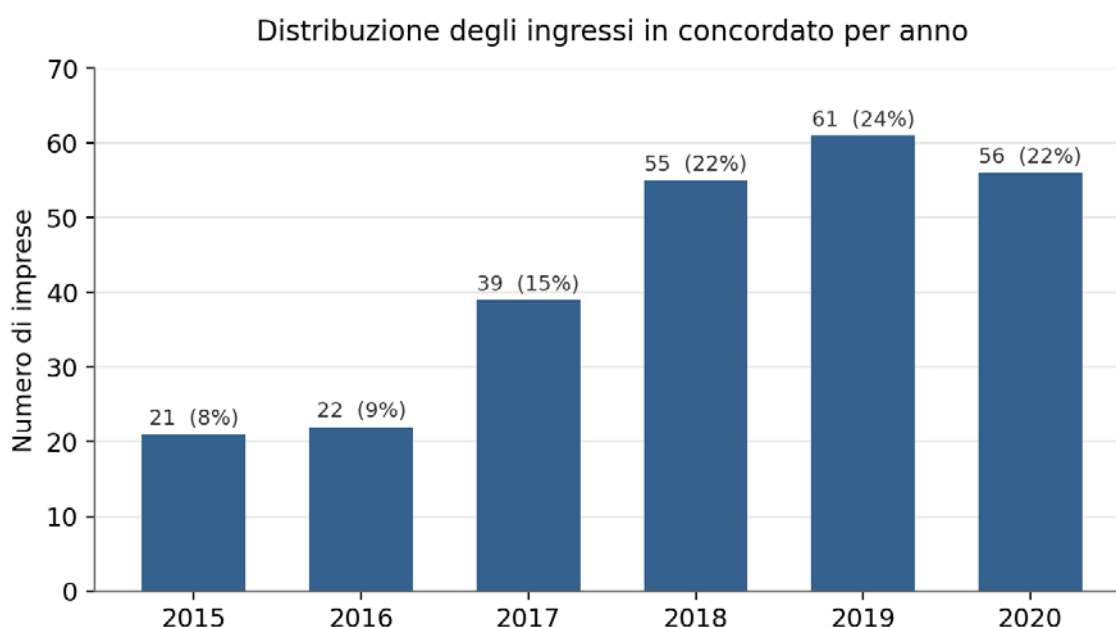


Figura 1 - Distribuzione degli ingressi in concordato per anno

Sul piano dimensionale, pur ricadendo per costruzione nella fascia 10-300 milioni di euro di fatturato, le trattate si concentrano nella parte bassa dell'intervallo: la mediana è di circa 17 milioni e il 70% delle imprese resta sotto i 30 milioni, mentre la media è pari a circa 34 milioni ed è trainata verso l'alto da poche imprese di dimensione maggiore, fino a un massimo di circa 286 milioni (Figura 2).

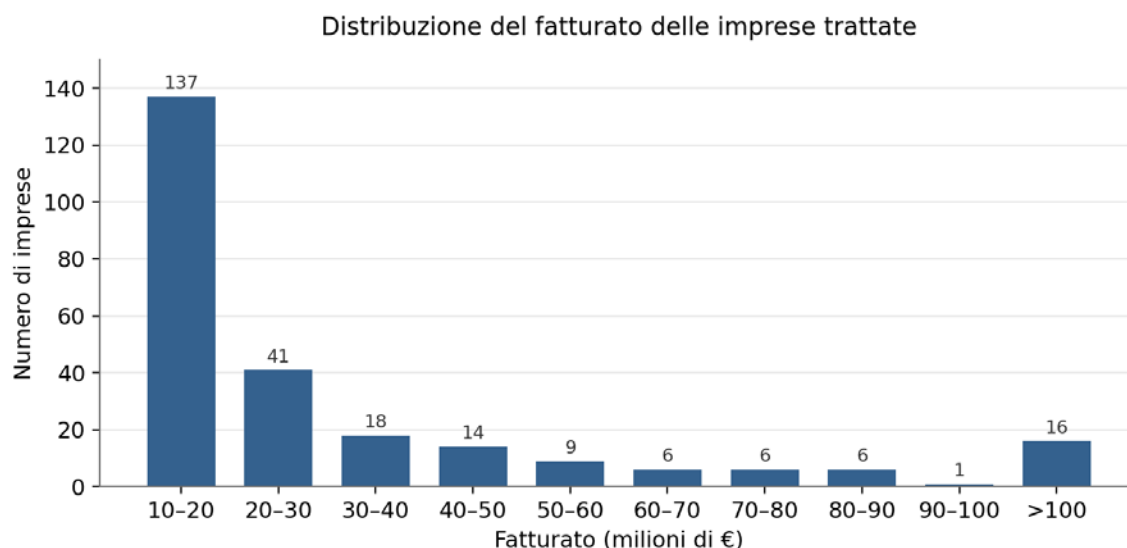


Figura 2 - Distribuzione del fatturato delle imprese trattate

La composizione settoriale, descritta al livello delle sezioni ATECO 2007, lo stesso livello impiegato negli effetti fissi di settore dei modelli, mostra una netta concentrazione in pochi comparti, con le prime quattro sezioni che raccolgono oltre l'80% del campione. Le attività manifatturiere (sezione C) rappresentano circa il 37% delle imprese, il commercio all'ingrosso e al dettaglio (sezione G) circa il 22% e le costruzioni (sezione F) circa il 16%, a queste si aggiungono le attività immobiliari (sezione L) con poco più del 6% (Figura 3).

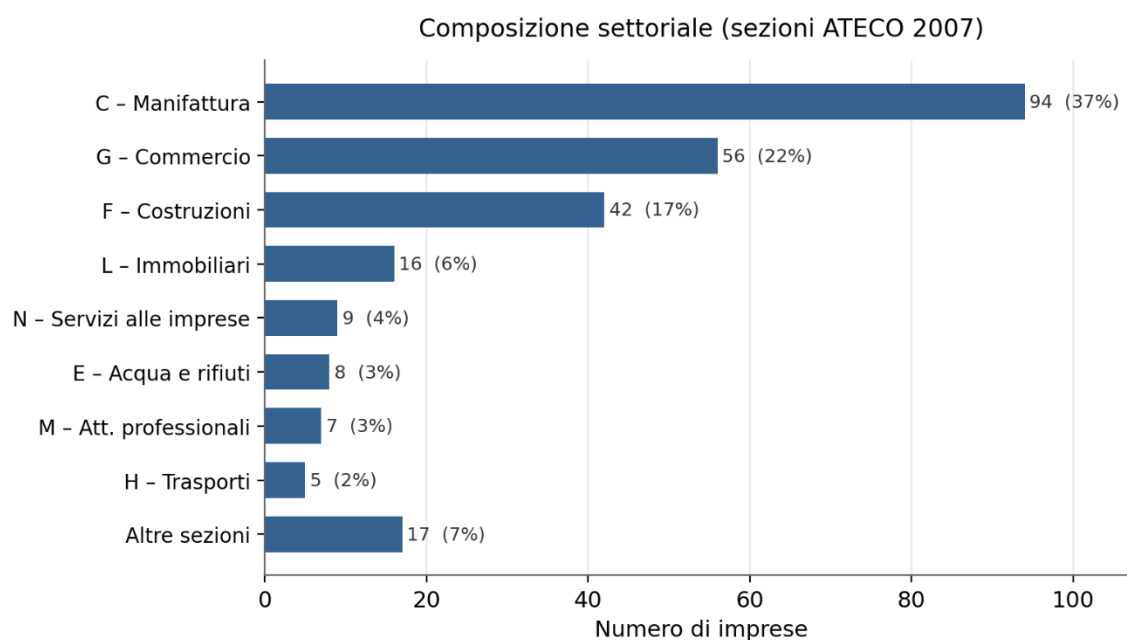


Figura 3 - Composizione settoriale delle imprese trattate per sezione ATECO 2007

Sul piano geografico la concentrazione è marcata nel Nord, con Lombardia, Veneto ed Emilia-Romagna che raccolgono insieme il 61% delle imprese, coerentemente con la localizzazione delle imprese di media dimensione nel tessuto produttivo italiano (Figura 4).

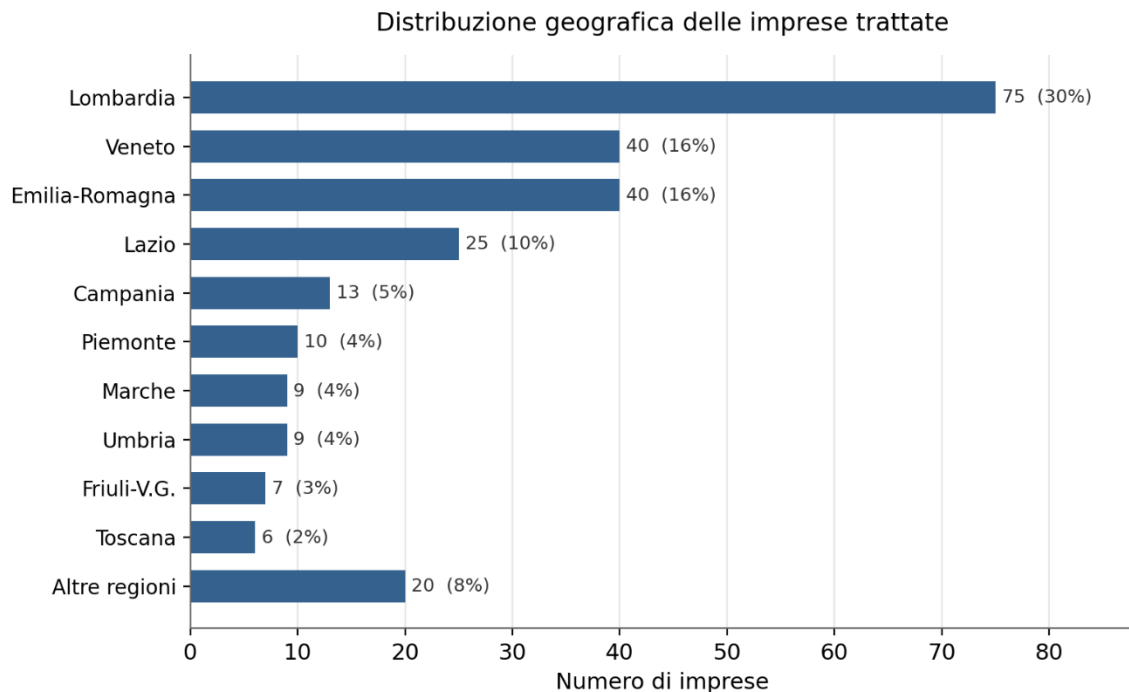


Figura 4 - Distribuzione geografica delle imprese trattate

Infine, per quanto riguarda lo stato giuridico delle imprese entrate in concordato, circa metà delle imprese risulta ancora attiva, mentre la parte restante si divide tra imprese in liquidazione, soggette a procedure di insolvenza o, in piccola quota, già sciolte (Figura 5). Il lavoro comunque modella l'ingresso in concordato e non il suo esito, il quale non è oggetto di analisi.

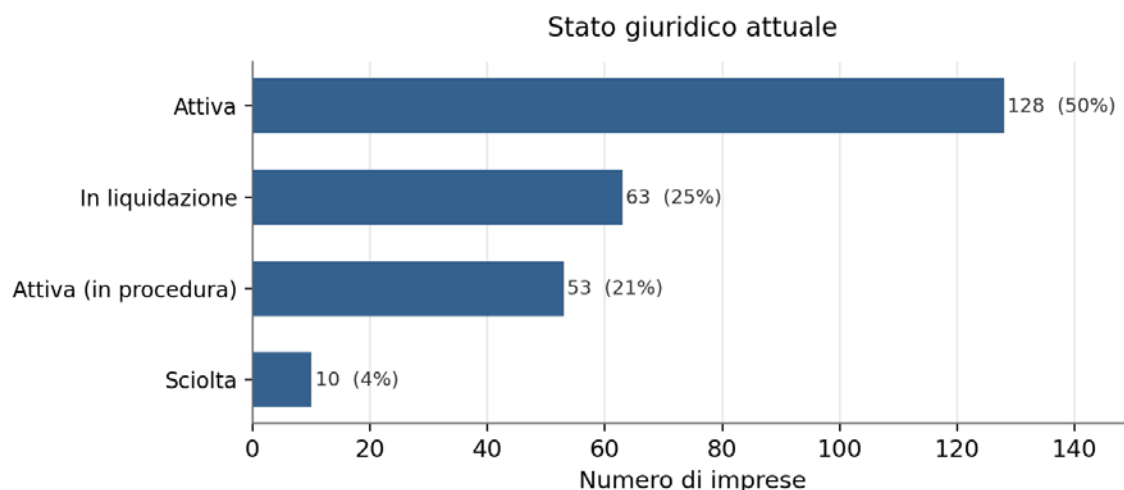


Figura 5 - Stato giuridico attuale delle imprese trattate

4.5 Definizione e costruzione degli indicatori economico-finanziari

Le variabili esplicative sono gli indicatori economico-finanziari che compongono le tre famiglie *Altman-like*, *CCII-like* e *Practitioners*, di cui qui si fornisce la costruzione operativa dopo averne discusso il fondamento teorico in precedenza. Tutti gli indicatori derivano dalle voci di bilancio AIDA, riconducibili agli schemi dello stato patrimoniale e del conto economico previsti dagli articoli 2424 e 2425 del Codice civile. Una parte degli indicatori è costruita sommando o rapportando singole voci di bilancio; un'altra parte impiega grandezze aggregate già elaborate da AIDA (totale attivo, EBITDA, *cash flow*, posizione finanziaria netta), che riclassificano i prospetti civilistici secondo la Orbis User Guide (2019) e non corrispondono a una singola voce. Dove possibile, i rapporti sono normalizzati sul totale dell'attivo, così da renderli confrontabili tra imprese di dimensione diversa.

Un'avvertenza riguarda due indicatori di liquidità, *Working Capital / Assets* e *Current Ratio*, entrambi costruiti su un insieme selezionato di attività e passività correnti, ovvero il nucleo operativo e finanziario più rilevante, e non sugli aggregati complessivi che AIDA fornisce per le attività correnti e per i debiti esigibili entro dodici mesi. Rappresentano perciò *proxy* operative della liquidità, costruite in continuità con i lavori di D'Avanzo (2023) e Lampignano (2023).

Una seconda distinzione riguarda la forma con cui ciascun indicatore entra nei modelli. La maggior parte è impiegata in livello, mentre gli indicatori del ciclo del capitale circolante entrano invece come variazioni rispetto all'anno precedente: il loro livello dipende

fortemente dal settore e dal modello di business, mentre è la variazione a segnalare un deterioramento operativo.

Tale variazione è calcolata come differenza assoluta tra esercizi consecutivi e non come variazione relativa per tre ragioni. Innanzitutto i tre indicatori sono già rapporti, normalizzati rispettivamente su ricavi, costo del venduto e consumi: esprimere la variazione in forma relativa aggiungerebbe una seconda normalizzazione ridondante. In secondo luogo, la differenza tra due esercizi rimuove di per sé la componente di livello dell'impresa, e con essa la parte tipica del settore e del modello di business (che è ciò che rende poco confrontabili i livelli), mentre la rischiosità settoriale residua è già controllata con gli effetti fissi di settore. Infine, i denominatori di questi rapporti possono avvicinarsi a zero o assumere valori anomali, rendendo instabili i livelli, dividere anche la variazione per tali livelli ne amplificherebbe l'instabilità. La differenza assoluta, espressa in giorni, resta invece sempre definita e direttamente interpretabile. Le variazioni sono inoltre calcolate solo tra anni consecutivi, per non confondere salti dovuti a osservazioni mancanti con effettivi cambiamenti annuali.

Andando nel dettaglio, la famiglia *Altman-like* riprende la logica dei modelli *accounting-based*, in particolare la tradizione dello Z-Score di Altman.

Il *Working Capital / Assets* è dato dal rapporto tra capitale circolante selezionato e il totale dell'attivo. Il numeratore è ottenuto sottraendo alle attività correnti selezionate le principali passività a breve: le attività comprendono le rimanenze (voce C.I dell'Attivo, art. 2424 c.c.), i crediti verso clienti (voce C.II.1), ossia i crediti commerciali, e le disponibilità liquide (C.IV); le passività comprendono le obbligazioni (voce D.1 del Passivo, art. 2424 c.c.), le obbligazioni convertibili (voce D.2), i debiti verso banche (D.4), i debiti verso fornitori (D.7), ossia i debiti commerciali, i debiti tributari (D.12) e i debiti verso istituti di previdenza e di sicurezza sociale (D.13), di cui si considera la sola quota esigibile entro dodici mesi, poiché tali debiti presentano anche una porzione a lungo termine. Il denominatore è il totale dell'attivo, acquisito come aggregato AIDA.

$$\frac{WC}{Assets} = \frac{Attività\ correnti - Passività\ correnti}{Totale\ attivo}$$

Il *Retained Earnings / Assets* è pari al rapporto tra gli utili o le perdite portati a nuovo (voce A.VIII del Patrimonio netto, iscritta nel Passivo dello stato patrimoniale ai sensi dell'art. 2424 c.c.) e il totale dell'attivo.

$$\frac{\text{Retained Earnings}}{\text{Assets}} = \frac{\text{Utili (perdite) portati a nuovo}}{\text{Totale attivo}}$$

Il rapporto *EBIT / Assets* è ottenuto dividendo il risultato operativo per il totale dell'attivo. L'EBIT è ricostruito sottraendo all'EBITDA, acquisito come aggregato AIDA, gli ammortamenti delle immobilizzazioni immateriali e materiali e le altre svalutazioni delle immobilizzazioni (voci B.10.a, B.10.b e B.10.c del Conto economico, art. 2425 c.c.). Il valore risultante è rapportato al totale dell'attivo.

$$\frac{\text{EBIT}}{\text{Assets}} = \frac{\text{EBITDA} - \text{D\&A}}{\text{Totale attivo}}$$

L'*Equity / Debt* è dato dal rapporto tra il patrimonio netto rettificato e il totale dei debiti. Il numeratore è ottenuto sottraendo al patrimonio netto (voce A del Passivo) i crediti verso soci per versamenti ancora dovuti (voce A dell'Attivo), così da considerare il capitale proprio effettivamente disponibile. Il denominatore è il totale dei debiti (voce D del Passivo).

$$\frac{\text{Equity}}{\text{Debt}} = \frac{\text{Patrimonio netto} - \text{Crediti verso soci}}{\text{Totale debiti}}$$

Il rapporto *Sales / Assets* è ottenuto dividendo i ricavi delle vendite e delle prestazioni (voce A.1 del Conto economico) per il totale dell'attivo.

$$\frac{\text{Sales}}{\text{Assets}} = \frac{\text{Ricavi}}{\text{Totale attivo}}$$

La famiglia *CCII-like* richiama gli strumenti di allerta elaborati nell'ambito del Codice della crisi d'impresa e dell'insolvenza.

Il *Financial Expenses / Sales* è dato dal rapporto tra gli oneri finanziari (voce C.17 del Conto economico) e i ricavi delle vendite e delle prestazioni (A.1).

$$\frac{\text{Financial Expenses}}{\text{Sales}} = \frac{\text{Oneri finanziari}}{\text{Ricavi}}$$

Il rapporto *Cash Flow / Assets* è ottenuto dividendo il *cash flow* per il totale dell'attivo. Il *cash flow* è acquisito come aggregato AIDA ed è definito come somma dell'utile o della perdita dell'esercizio e degli ammortamenti. L'indicatore non coincide quindi con il flusso di cassa netto risultante dal rendiconto finanziario, ma esprime la capacità dell'impresa di generare risorse interne (autofinanziamento).

$$\frac{CF}{Assets} = \frac{Flusso\ di\ cassa}{Totale\ attivo}$$

Il *Current Ratio* è dato dal rapporto tra le attività correnti selezionate e le passività esigibili entro dodici mesi, costruite con le stesse componenti del *Working Capital / Assets*: al numeratore le rimanenze (C.I), i crediti verso clienti (C.II.1) e le disponibilità liquide (C.IV); al denominatore le obbligazioni (D.1), le obbligazioni convertibili (D.2), i debiti verso banche (D.4), i debiti verso fornitori (D.7), i debiti tributari (D.12) e i debiti verso istituti di previdenza e di sicurezza sociale (D.13).

$$Current\ Ratio = \frac{Attività\ correnti}{Passività\ correnti}$$

L'*Equity / Debt*, già descritto tra gli indicatori *Altman-like*, è incluso anche in questa famiglia per la sua rilevanza nella valutazione della solidità patrimoniale. È costruito con le stesse voci.

$$\frac{Equity}{Debt} = \frac{Patrimonio\ netto - Crediti\ verso\ soci}{Totale\ debiti}$$

Il *Tax & Social Security Debt / Assets* è costruito sommando i debiti tributari (D.12) e i debiti verso istituti di previdenza e di sicurezza sociale (D.13), e dividendo la somma per il totale dell'attivo, acquisito come aggregato AIDA.

$$\frac{Tax\ \&\ Soc.\ Sec.\ Debt}{Assets} = \frac{Debiti\ tributari + Debiti\ previdenziali}{Totale\ attivo}$$

La famiglia *Practitioners* comprende indicatori diffusi nella prassi per valutare la sostenibilità dell'indebitamento e l'evoluzione del ciclo operativo. Per i tre indicatori di ciclo si costruisce prima il livello, poi la variazione annuale, che è la grandezza effettivamente impiegata nei modelli.

Il *Net Debt / EBITDA* è dato dal rapporto tra posizione finanziaria netta ed EBITDA, entrambi acquisiti come aggregati AIDA.

$$\frac{Net\ Debt}{EBITDA} = \frac{Posizione\ finanziaria\ netta}{EBITDA}$$

Il *Days Sales Outstanding* (DSO) rapporta i crediti commerciali (voce C.II.1 dell'Attivo) ai ricavi delle vendite e delle prestazioni (voce A.1 del Conto economico), moltiplicando per 365. Misura i giorni medi di incasso.

$$DSO = \frac{Crediti\ commerciali}{Ricavi} * 365$$

$$\Delta DSO = DSO_t - DSO_{t-1}$$

Il *Days Payable Outstanding* (DPO) rapporta i debiti commerciali (voce D.7 del Passivo) ai costi per acquisti di beni e servizi, moltiplicando per 365. Misura i giorni medi di pagamento. Il denominatore somma i costi per materie prime, sussidiarie, di consumo e merci (voce B.6 del Conto economico), la relativa variazione delle rimanenze (B.11), i costi per servizi (B.7) e i costi per godimento di beni di terzi (B.8). L'inclusione di servizi e godimento di beni rende il denominatore omogeneo al numeratore, poiché i debiti commerciali riguardano acquisti sia di beni che di servizi.

$$DPO = \frac{Debiti\ commerciali}{COGS} * 365$$

$$\Delta DPO = DPO_t - DPO_{t-1}$$

Il *Days Inventory Outstanding* (DOI) è dato dal rapporto tra le rimanenze (voce C.I dell'Attivo) e i consumi di materie, moltiplicato per 365. Misura i giorni di giacenza. Il denominatore somma i costi per materie prime, sussidiarie, di consumo e merci (voce B.6 del Conto economico) e la relativa variazione delle rimanenze (B.11).

$$DOI = \frac{Rimanenze}{Consumi\ di\ materie} * 365$$

$$\Delta DOI = DOI_t - DOI_{t-1}$$

4.6 Trattamento dei dati

Prima della stima, i dati sono sottoposti alla gestione dei valori mancanti, alla winsorizzazione e all'introduzione del ritardo temporale. In seguito a questi trattamenti, si ha il campione comune su cui i modelli vengono confrontati.

Per quanto riguarda i dati mancanti, le osservazioni codificate in AIDA come “n.a.” sono trattate come valori non disponibili. Inoltre, per gli indicatori costruiti attraverso più voci, l'assenza anche di una sola componente rende mancante l'intero indicatore e quindi esclude l'osservazione dalla stima di ogni modello che impiega l'indicatore. Così facendo si evita di introdurre informazione non realmente osservata, anche a costo di una riduzione del numero di osservazioni utilizzabili.

Gli indicatori economico-finanziari presentano code molto pesanti, rapporti come *Equity / Debt* e *Net Debt / EBITDA* possono assumere valori enormi in presenza di denominatori prossimi allo zero o di situazioni contabili particolari. Per limitarne l'influenza senza eliminare osservazioni, ciascuna variabile è winsorizzata al primo e al novantanovesimo percentile della propria distribuzione, sostituendo i valori al di sotto e al di sopra delle soglie con i valori-soglia stessi. Questo trattamento è applicato sia ai livelli che alle variazioni annuali. Era stata inizialmente impiegata una winsorizzazione più aggressiva, al quinto e al novantacinquesimo percentile, ma è stata presto abbandonata perché impediva di raggiungere la convergenza.

Coerentemente con la logica *early-warning* già discussa, tutti gli indicatori entrano con un ritardo di un anno: ciò garantisce che l'informazione sia disponibile prima dell'evento ed evita la contemporaneità tra esito e regressori, dato che il bilancio dell'anno dell'evento sarebbe contaminato dalla crisi e dalla procedura in corso. Ne consegue che ogni osservazione utilizzabile abbia il bilancio dell'esercizio precedente: le osservazioni prive del valore ritardato escono dal campione, ed è questo che spiega perché gli eventi effettivamente stimabili si concentrano negli anni più recenti della finestra. In particolare, poiché il campione comune richiede anche i valori ritardati delle variazioni del ciclo del capitale circolante, che, essendo differenze tra periodi consecutivi, necessitano di due esercizi precedenti all'anno dell'evento, non entrano nei modelli osservazioni anteriori al 2017.

Dalla combinazione di questi trattamenti deriva il campione comune di stima. Poiché i modelli impiegano insiemi diversi di variabili, un confronto corretto richiede che essi siano stimati sulle medesime osservazioni, ovvero un campione comune. In caso contrario, le

differenze di capacità esplicativa tra i modelli rifletterebero in parte la diversa composizione dei campioni. Il campione comune è perciò definito come l'insieme delle osservazioni per cui sono disponibili l'esito e i valori ritardati di tutti gli indicatori del modello globale, ed è su di esso che vengono stimati i modelli per famiglia, il modello compatto e il modello globale, così come gli effetti marginali, le analisi sull'importanza dei *driver* e le analisi di classificazione.

Il campione comune comprende 159.036 osservazioni impresa-anno e 196 eventi, concentrati nel periodo 2017-2020. Il numero di eventi, inferiore ai 254 ingressi complessivi, riflette la perdita di osservazioni dovuta al requisito di avere i valori ritardati. Va precisato che l'insieme delle osservazioni con dati non mancanti è lievemente più ampio, pari a circa 160.000: la differenza corrisponde alle osservazioni che la stima *logit* esclude perché perfettamente determinate. Esse ricadono in celle degli effetti fissi, tipicamente settori in cui non si verifica alcun evento, per le quali la *dummy* predice con certezza il non-evento. Tali osservazioni non contribuiscono alla stima dei coefficienti e vengono escluse.

Le analisi che impiegano un sottoinsieme diverso di variabili adottano, per coerenza, un campione comune specifico: alcuni esempi sono dati dalle analisi che richiedono più ritardi consecutivi, come le analisi dinamiche e per orizzonte temporale, che si riducono a un campione più ristretto. In ogni caso la numerosità del campione e degli eventi è riportata nella relativa tabella, così da rendere trasparente la base utilizzata per ciascuna stima.

4.7 Evidenza descrittiva early-warning: trattate vs controlli a t-3

Dopo aver definito gli indicatori e il loro trattamento è possibile proseguire con la seconda analisi descrittiva, anticipata precedentemente: il confronto tra imprese trattate e imprese di controllo negli anni che precedono l'ingresso in concordato. L'obiettivo è verificare se il *distress* che il modello si propone di cogliere sia già osservabile con anticipo, in coerenza con l'impostazione *early-warning* del lavoro: se le differenze sono percepibili anni in anticipo, un modello costruito su indicatori ritardati dovrebbe essere in grado di rilevarle. Per ogni impresa trattata, gli indicatori winsorizzati sono misurati tre anni prima dell'ingresso in concordato e confrontati con quelli delle imprese di controllo osservate negli stessi anni. La differenza tra le medie dei due gruppi è sottoposta a *t-test* bilaterale. Confrontando imprese diverse nello stesso contesto temporale, si neutralizzano l'effetto del ciclo economico e gli *shock* comuni. Poiché l'orizzonte *t-3* è osservabile solo per le imprese i cui tre anni antecedenti ricadono nel periodo disponibile, il confronto riguarda un numero

di trattate compreso tra 169 e 171, a seconda dell'indicatore e della relativa disponibilità di dati, contro oltre 130.000 osservazioni impresa-anno relative alle imprese di controllo.

La Tabella 1 riporta, per ciascun indicatore in livello e per la relativa variazione annuale, le medie dei due gruppi, la loro differenza e la relativa significatività.

Tabella 1 - Descrittiva trattate vs controlli a t-3

Indicatore	Media trattate	Media controlli	Differenza
Livelli			
WC / Assets	0,0303	0,1908	-0,1605 ***
EBIT / Assets	0,0026	0,0609	-0,0584 ***
Retained Earnings / Assets	-0,0211	0,0197	-0,0407 ***
Equity / Debt	0,2408	0,9355	-0,6948 ***
Sales / Assets	0,9871	1,5325	-0,5454 ***
Financial Expenses / Sales	0,0247	0,0122	+0,0125 ***
CF / Assets	0,0048	0,0619	-0,0571 ***
Current Ratio	1,2214	2,3936	-1,1721 ***
Tax & Soc. Sec. Debt / Assets	0,0442	0,0352	+0,0091 ***
Net Debt / EBITDA	5,1769	1,4829	+3,6940 ***
DSO	133,1	104,4	+28,7 ***
DPO	158,5	120,7	+37,8 ***
DOI	720,3	390,0	+330,3 **
Variazioni annuali (Δ)			
Δ WC / Assets	-0,0294	0,0035	-0,0329 ***
Δ EBIT / Assets	-0,0119	0,0025	-0,0144 **
Δ Retained Earnings / Assets	-0,0049	0,0002	-0,0051
Δ Equity / Debt	-0,0932	0,0297	-0,1229 *
Δ Sales / Assets	-0,0593	0,0022	-0,0614
Δ Financial Expenses / Sales	-0,0013	-0,0008	-0,0005
Δ CF / Assets	-0,0124	0,0036	-0,0160 **
Δ Current Ratio	-0,1152	0,0584	-0,1736
Δ Tax & Soc. Sec. Debt / Assets	0,0018	-0,0010	+0,0028
Δ Net Debt / EBITDA	2,0350	-0,0839	+2,1189 *
Δ DSO	-3,4	-1,8	-1,7
Δ DPO	5,2	0,1	+5,0
Δ DOI	-40,7	3,2	-43,9

*Differenze tra medie, t-test bilaterale; variabili winsorizzate all'1-99%. * $p < 0,10$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$.*

Il quadro è coerente in tutte le dimensioni e tutte le differenze tra i livelli risultano statisticamente significative a livelli convenzionali. Le imprese trattate mostrano rispetto a quelle di controllo, già tre anni prima del concordato, una minore liquidità operativa e di breve periodo, individuate da *Working Capital* su attivo e dal *Current Ratio*; una redditività inferiore, sia operativa, misurata da EBIT su attivo, che cumulata, misurata dagli utili portati a nuovo su attivo, in media addirittura negativa per le trattate ($-0,02$) a fronte di un valore positivo per i controlli, coerente con la fragilità di queste imprese; una capitalizzazione più debole, con un rapporto *Equity / Debt* pari a meno di un terzo di quello dei controlli; e una minore capacità di generare cassa, segnalata da *Cash Flow* su attivo. Le trattate presentano inoltre un'incidenza maggiore degli oneri finanziari sui ricavi e dei debiti tributari e previdenziali sull'attivo; una leva più elevata, indicata da un *Net Debt / EBITDA* in media oltre tre volte superiore e un ciclo del capitale circolante con tempi di incasso, di pagamento e di giacenza delle scorte sistematicamente più lunghi.

Per verificare che tali differenze non riflettano semplicemente una diversa composizione per dimensione o per settore, il confronto è stato replicato su un campione *matched*, in cui ciascuna impresa trattata è abbinata uno-a-uno a un'impresa di controllo dello stesso settore ATECO e di dimensione simile, misurata attraverso il logaritmo dell'attivo. Le differenze restano pressoché immutate: ad esempio, la differenza di capitalizzazione passa da $-0,69$ a $-0,74$, quella di *Net Debt / EBITDA* da $+3,69$ a $+3,50$. Il *gap* tra trattate e controlli non è dunque attribuibile alla composizione del campione.

Un'ultima osservazione riguarda la differenza tra livelli e variazioni: i livelli di tutti gli indicatori divergono nettamente e in modo significativo già a tre anni dall'evento, mentre tra le variazioni il quadro è più sfumato. Le variazioni di *Working Capital* su attivo, EBIT su attivo, *Cash Flow* su attivo, *Equity / Debt* e la leva risultano già significativamente peggiori a $t-3$. Non sono invece ancora significativi a questo orizzonte diversi indicatori, tra cui le variazioni del ciclo del capitale circolante. La maggiore capacità informativa complessiva dei livelli rispetto alle variazioni trova riscontro nell'analisi dedicata all'interno dei modelli.

4.8 Specificazione del modello logit hazard a tempo discreto

Il modello empirico è un modello di *hazard* a tempo discreto, stimato come una regressione *logit* sul *panel* impresa-anno. L'oggetto di stima è la funzione di *hazard*, ovvero la probabilità che un'impresa ancora a rischio entri in concordato in un dato anno, condizionata al fatto di non esservi entrata in precedenza e alle sue condizioni economico-finanziarie. Questa

probabilità è modellata attraverso una funzione logistica delle variabili esplicative ritardate e di un insieme di effetti fissi. Indicando con h_{it} l'*hazard* dell'impresa i nell'anno t , la specificazione assume la forma:

$$\ln\left(\frac{h_{it}}{1 - h_{it}}\right) = \alpha_t + \gamma_{s(i)} + \beta'x_{i,t-1},$$

dove α_t è un effetto fisso d'anno, $\gamma_{s(i)}$ un effetto fisso del settore s a cui appartiene l'impresa, $x_{i,t-1}$ il vettore degli indicatori economico-finanziari osservati all'anno precedente e β il vettore dei coefficienti associati. Il modello è stimato per massima verosimiglianza, il metodo che individua i coefficienti che rendono più probabili i dati osservati. Le diverse specificazioni considerate nel lavoro condividono questa struttura e differiscono per la composizione del vettore x , definita nelle sezioni successive.

Gli effetti fissi per gli anni fungono da *baseline hazard*, cioè rappresentano il profilo temporale del rischio comune a tutte le imprese, neutralizzando le condizioni macroeconomiche, il ciclo e gli eventuali interventi normativi che caratterizzano ciascun anno. I coefficienti delle variabili esplicative sono così depurati dagli *shock* temporali comuni ed esprimono l'effetto degli indicatori a parità di anno.

Gli effetti fissi di settore, definiti al livello della sezione ATECO, catturano invece le differenze sistematiche tra settori, sia nella rischiosità di fondo che nel livello fisiologico degli indicatori: comparti diversi presentano valori degli indici strutturalmente diversi, per ragioni interne alla loro attività, e gli effetti fissi consentono di confrontare le imprese all'interno dello stesso settore. Nelle analisi condotte su un singolo settore, naturalmente, gli effetti fissi settoriali non sono applicabili e vengono omessi.

L'inferenza si basa su errori standard robusti, raggruppati a livello di impresa. Poiché ogni impresa contribuisce al *panel* con più osservazioni annuali, queste non sono indipendenti. Il raggruppamento per impresa tiene conto di questa dipendenza, evitando di sovrastimare la precisione delle stime e quindi la significatività dei coefficienti.

Il modello non include effetti fissi a livello di singola impresa perché non coerenti con l'obiettivo del lavoro, che è quello di confrontare imprese diverse e non la stessa impresa nel tempo. Inoltre, non sarebbero comunque praticabili in presenza di un evento assorbente e raro: le imprese senza evento verrebbero escluse, lasciando il modello privo di base di stima.

Per concludere, è bene specificare perché è stato scelto un modello di *hazard* a tempo discreto piuttosto che un *logit* statico: un *logit* statico utilizzerebbe una sola osservazione per impresa e tratterebbe il problema come una classificazione trasversale, cioè riferita a un singolo istante, scartando gran parte dell'informazione disponibile, ignorando la variazione temporale delle condizioni aziendali e, così come messo in luce da Shumway (2001), produrrebbe stime distorte e inefficienti. Il modello di *hazard* a tempo discreto permette invece di impiegare tutte le osservazioni impresa-anno in cui l'impresa è a rischio, di incorporare variabili esplicative che cambiano nel tempo e di includere, attraverso gli effetti fissi d'anno, un rischio di base e la sua evoluzione nel periodo. Dal punto di vista operativo, così come visto in precedenza, esso si stima come un *logit* sul *panel* in cui ogni impresa compare fino all'evento o fino alla fine dell'osservazione. È questa equivalenza tra modello di *hazard* e *logit* multi-periodo a rendere naturale interpretare i risultati in chiave di rischio o di probabilità prevista.

4.9 Famiglie dei modelli e strategia di confronto

La specificazione di *hazard* descritta nella sezione precedente è applicata a famiglie di modelli che condividono la stessa struttura e si distinguono per gli indicatori inclusi. Si hanno due obiettivi, quello di valutare il contributo informativo delle tre prospettive di lettura della crisi e quello di verificare se un numero ridotto di indicatori sia sufficiente a spiegare l'ingresso in concordato senza una perdita sostanziale di capacità esplicativa. A questo scopo si stimano tre modelli per famiglia, un modello globale che le combina e un modello compatto.

Ognuno dei tre modelli per famiglia include gli indicatori della rispettiva tradizione. Il modello globale riunisce tutti gli indicatori delle tre famiglie e, poiché il rapporto *Equity / Debt* è comune a entrambe le famiglie *Altman-like* e *CCII-like*, esso compare solo una volta. Il modello compatto, la cui costruzione e giustificazione verranno trattate nella sezione successiva, è costituito da quattro soli indicatori. La Tabella 2 riepiloga la composizione dei modelli, con l'etichetta utilizzata nelle tabelle dei risultati.

Tabella 2 - Composizione dei modelli

Modello	Famiglia	Indicatori inclusi
M5	Practitioners	Net Debt / EBITDA; Δ DSO; Δ DPO; Δ DOI
M6	CCII-like	Financial Expenses / Sales; Equity / Debt; CF / Assets; Current Ratio; Tax & Soc. Debt / Assets
M7	Altman-like	WC / Assets; Retained Earnings / Assets; EBIT / Assets; Equity / Debt; Sales / Assets
M8G	Compatto	WC / Assets; CF / Assets; Equity / Debt; Sales / Assets
M9	Globale	Tutti gli indicatori delle tre famiglie

A questi si affianca, nel quadro complessivo della sezione 5.4, un *benchmark* a una sola variabile (M4, il solo *Net Debt / EBITDA*) e due candidati compatti esplorati nella selezione (M8A e M8B), riportati per completezza.

I modelli per famiglia isolano la capacità esplicativa di una singola logica; il modello globale verifica quali indicatori conservano rilevanza quando tutte le famiglie sono poste a confronto contemporaneamente; il modello compatto mette alla prova l'ipotesi che pochi *driver* teoricamente fondati siano in grado di replicare la capacità esplicativa del modello globale. Così facendo è possibile rispondere direttamente alle prime tre domande di ricerca.

Il confronto tra modelli è condotto secondo due tabelle, diverse per il campione di stima. Nella prima ogni modello è stimato sul proprio campione “naturale”, ovvero sull'insieme massimo di osservazioni per cui le sue variabili sono disponibili. Poiché modelli diversi impiegano variabili diverse, il numero di osservazioni utilizzate per la stima cambia da modello a modello. In questa tabella ciascun modello si presenta nella sua condizione più favorevole, con il massimo dell'informazione disponibile. Nella seconda tabella ogni modello è stimato sul campione comune definito in precedenza, costituito dalle osservazioni per cui sono disponibili tutti i valori ritardati delle variabili del modello globale. In questo modo i modelli sono confrontati sulle stesse osservazioni, e le differenze di capacità esplicativa e discriminante riflettono le diverse specificazioni, non la diversa base campionaria. È su questa tabella, al riparo dalle differenze di composizione tra modelli, che poggiano le conclusioni sostanziali. La tabella sui campioni naturali ha funzione complementare e documenta invece che la gerarchia tra i modelli si mantiene anche quando ciascuno dispone di tutta la propria informazione.

4.10 Il modello compatto

Il modello compatto risponde alla domanda se sia possibile spiegare l'ingresso in concordato con un numero ridotto di indicatori, senza una perdita sostanziale di capacità esplicativa. La sua proposta poggia sul principio di parsimonia discusso in letteratura: a parità di capacità esplicativa (pseudo- R^2), un modello con poche variabili è preferibile perché è più stabile, meno esposto alla multicollinearità e più facile da interpretare. Il modello compatto include quattro indicatori all'interno della specificazione *hazard* descritta in precedenza:

$$\ln\left(\frac{h_{it}}{1-h_{it}}\right) = \alpha_t + \gamma_{s(i)} + \beta_1 \text{WC/Assets}_{i,t-1} + \beta_2 \text{CF/Assets}_{i,t-1} + \beta_3 \text{Equity/Debt}_{i,t-1} + \beta_4 \text{Sales/Assets}_{i,t-1}.$$

Il modello si basa sull'individuazione di quattro dimensioni complementari della salute aziendale, da rappresentare con un solo indicatore ciascuna: la liquidità operativa, la capacità di generare risorse, la solidità patrimoniale e l'efficienza nell'impiego degli attivi. Fissate le dimensioni, la liquidità poteva essere misurata da *Working Capital / Assets* oppure dal *Current Ratio*, e la generazione di risorse da *Cash Flow / Assets* oppure da *EBIT / Assets*. La preferenza per *Working Capital / Assets* rispetto al *Current Ratio* riflette il fatto che l'indicatore sia rapportato alla dimensione dell'impresa. La preferenza per *Cash Flow / Assets* rispetto a *EBIT / Assets* dipende invece dal legame più diretto tra generazione di cassa e capacità dell'impresa di far fronte ai propri impegni finanziari.

La selezione del modello compatto è frutto di una ricerca sistematica. A partire dall'insieme degli indicatori con fondamento teorico, sono state costruite e confrontate quasi trecento specificazioni compatte, combinazioni da tre, quattro e cinque variabili, tutte concepite per restare economicamente interpretabili. Ciascun candidato è stato valutato secondo capacità discriminante, coerenza dei segni con la teoria, interpretabilità economica e parsimonia. La specificazione adottata è costituita da *Working Capital / Assets*, *Cash Flow / Assets*, *Equity / Debt* e *Sales / Assets* e presenta un'AUC molto elevata pur impiegando solo quattro variabili.

Rispetto alle poche combinazioni con un'AUC marginalmente superiore, costruite su un numero maggiore di variabili o su indicatori meno immediati da interpretare, essa ordina le imprese per rischio in modo pressoché equivalente, ma con maggiore parsimonia e una lettura economica più diretta. In particolare, alcune di quelle combinazioni sono state scartate perché poggiavano su indicatori dalla lettura economica ambigua o il cui coefficiente

non risultava coerente con il segno atteso dalla teoria. Il modello adottato impiega invece quattro *driver* i cui effetti vanno tutti nella direzione attesa: è questo equilibrio tra parsimonia, interpretabilità e capacità discriminante a motivarne la scelta come modello di riferimento.

Tutti i coefficienti del modello compatto sono attesi di segno negativo: valori più bassi di ciascun indicatore corrispondono a una maggiore probabilità di ingresso in concordato. Il modello compatto nel lavoro di tesi ha un ruolo di riferimento: su di esso si concentrano gli strumenti di interpretazione economica e gran parte delle analisi di robustezza.

4.11 Metriche di valutazione ed evento raro

La valutazione dei modelli richiede metriche coerenti con la finalità interpretativa del lavoro e adeguate alla rarità dell'evento. Si distinguono due gruppi di criteri: da un lato gli indicatori di adattamento e di capacità discriminante, dall'altro le metriche di classificazione. Poiché l'obiettivo principale è comprendere quali dimensioni segnalano il *distress* e con quale intensità, la performance classificatoria è impiegata solo come criterio complementare di valutazione dei modelli.

Il primo gruppo di metriche misura quanto i modelli si adattano ai dati e quanto bene ordinano le imprese per livello di rischio. Lo pseudo- R^2 esprime il guadagno di adattamento del modello rispetto a un modello privo di regressori; l'area sotto la curva ROC (AUC) misura la capacità discriminante, ossia la probabilità che un'impresa che effettivamente entra in concordato riceva un punteggio di rischio più elevato di un'impresa che non vi entra; il *Brier score* misura lo scarto quadratico medio tra la probabilità prevista e l'esito osservato, ed è utilizzato in particolare nel confronto tra il *logit* e il modello di probabilità lineare.

La rarità dell'evento però impone una cautela specifica nell'uso dell'accuratezza complessiva, essendo la frequenza dell'evento dell'ordine di un'osservazione su mille. Un classificatore che adotta la soglia convenzionale del 50%, infatti, tende a classificare la quasi totalità delle osservazioni come "non concordato", raggiungendo così un'accuratezza prossima al cento per cento senza individuare alcun ingresso effettivo.

Dato che la sola accuratezza può risultare fuorviante, la capacità di classificazione è esaminata attraverso soglie alternative. La soglia ottimale non esiste. Il punto di equilibrio dipende dal costo relativo che si attribuisce ai due errori: abbassare la soglia consente di intercettare un numero maggiore di ingressi in concordato, ma al prezzo di un numero

maggiore di falsi allarmi. Vengono perciò considerate diverse soglie di classificazione: la soglia convenzionale del 50%, la soglia che ottimizza l'indice di Youden (il punto in cui il modello bilancia al meglio la capacità di intercettare gli eventi e quella di evitare i falsi allarmi), la soglia pari alla frequenza dell'evento nel campione, la soglia che isola il 5% di osservazioni impresa-anno più rischiose, lo 0,5% e l'1%. Il lavoro di tesi non propone una soglia operativa definitiva, ma ne illustra il *trade-off*, lasciando la scelta a chi dovesse impiegare il modello.

La classificazione dei due errori segue la convenzione di Altman et al. (1977), prevalente nella letteratura sul *distress*: l'errore *Type-I* è l'evento mancato (un'impresa che entra in concordato ma non viene individuata dal modello), mentre l'errore *Type-II* è il falso allarme (un'impresa sana segnalata come a rischio).

Infine, la capacità di ordinamento è valutata anche osservando la concentrazione degli eventi nelle code di rischio. In particolare, si considera quale quota di ingressi in concordato ricade tra le osservazioni a più alto rischio previsto dal modello e quale quota di ingressi ricade tra quelle a più basso rischio.

4.12 Strumenti di interpretazione economica

In linea con la finalità interpretativa del lavoro, i coefficienti stimati sono tradotti in grandezze economicamente leggibili attraverso un insieme di strumenti, applicati principalmente al modello compatto sul campione comune. Questi strumenti non costituiscono nuove stime, ma elaborazioni dei modelli già stimati, volte a rendere espliciti il segno e l'entità economica degli effetti, rispondendo così alla quarta domanda di ricerca.

Il primo strumento è l'effetto marginale medio, che esprime la variazione media della probabilità prevista di ingresso in concordato associata a un incremento unitario di ciascun indicatore, mantenendo gli altri ai valori osservati. A differenza del coefficiente del *logit*, l'effetto marginale è espresso direttamente sulla scala della probabilità e questo ne agevola la lettura. Gli effetti marginali medi sono calcolati sul campione comune, che costituisce la stessa base su cui i modelli sono confrontati.

Il secondo strumento è l'andamento della probabilità prevista al variare di ciascun *driver*. Per il modello compatto, la probabilità prevista è calcolata facendo variare un indicatore alla volta lungo la sua distribuzione, dal quinto al novantacinquesimo percentile, mentre gli altri

indicatori restano ai valori osservati. Se ne deriva la rappresentazione grafica di come varia il rischio previsto al deteriorarsi di ciascun *driver*.

Il terzo strumento traduce gli effetti in termini di rischio relativo poiché, essendo le probabilità assolute molto piccole, sono poco intuitive. Il deterioramento viene espresso quindi come variazione percentuale della probabilità media prevista rispetto a un valore di riferimento, posto pari alla media campionaria di ciascun *driver*. Si considerano riduzioni del *driver* di entità crescente, mantenendo gli altri indicatori ai valori osservati. L'analisi è inoltre ripetuta a partire da diversi livelli di riferimento di ciascun indicatore, valori concreti e facilmente interpretabili, per rendere l'interpretazione ancora più immediata.

Il quarto strumento riguarda l'importanza relativa dei singoli *driver* all'interno del modello compatto e consente di rispondere in termini quantitativi alla prima domanda di ricerca, misurando quali indicatori apportano il maggiore contributo al potere del modello. L'importanza è valutata con due misure complementari: la prima, di tipo *add-one-in*, misura il potere esplicativo di ciascun *driver* indipendentemente dagli altri, ossia lo pseudo- R^2 che il *driver* genera da solo, in aggiunta agli effetti fissi; la seconda, di tipo *leave-one-out*, misura il contributo marginale di ciascun *driver* dato il resto del modello, ossia la perdita di pseudo- R^2 che si registra rimuovendolo dalla specificazione completa, che include gli effetti fissi.

A queste si affianca una terza misura, basata sugli *Shapley values*, che assegna a ciascun *driver* il contributo medio al potere esplicativo calcolato su tutti i possibili sottomodelli; decompone l' R^2 del modello di probabilità lineare sui soli quattro *driver*, senza effetti fissi, fornendo un riscontro indipendente dalle due misure precedenti, basate sul *logit*, con l'avvertenza che la forma lineare può sottostimare i *driver* che hanno un effetto fortemente non lineare sul rischio. Le misure sono normalizzate come percentuali sul contributo totale.

4.13 Analisi di robustezza

L'ultima domanda di ricerca chiede se i risultati restino stabili al variare dell'orizzonte temporale, della specificazione del modello, del settore economico e delle modalità di verifica. L'insieme delle analisi di robustezza è organizzato lungo quattro dimensioni, ciascuna delle quali approfondisce una possibile fragilità e tutte hanno per oggetto, salvo dove indicato, il modello compatto.

4.13.1 Orizzonte temporale

La prima dimensione verifica se la relazione tra indicatori e rischio di ingresso in concordato dipende dalla distanza temporale dall'evento. Il modello compatto è ristimato impiegando gli indicatori osservati a uno, due e tre anni prima del concordato, in tre specificazioni separate e stimate sullo stesso campione per renderle confrontabili. Una seconda analisi introduce i ritardi in modo cumulativo: si parte dall'anno precedente, poi si considerano i primi due, infine i primi tre, così da stabilire se i ritardi aggiuntivi apportino informazione statisticamente significativa.

4.13.2 Specificazione del modello

La seconda dimensione riguarda la forma del modello e la scelta delle variabili. Una prima verifica confronta tre specificazioni stimate sullo stesso campione, prima soli livelli, poi livelli e variazioni, poi sole variazioni, per stabilire se l'informazione rilevante risieda nei livelli degli indicatori o nelle loro dinamiche annuali. Una seconda verifica riguarda una variante del modello compatto in cui il *Current Ratio* sostituisce il *Working Capital / Assets*, per accertare che i risultati non dipendano dalla specifica *proxy* di liquidità adottata. La scelta tra *Cash Flow / Assets* ed *EBIT / Assets* come misura di redditività è invece motivata in sede di costruzione del modello compatto. Una terza verifica confronta il *logit* con il modello di probabilità lineare. Quest'ultimo fa da *benchmark* semplice e immediatamente interpretabile, ma presenta limiti noti nel caso di una variabile dipendente binaria, tra cui la possibilità di ottenere valori previsti esterni all'intervallo compreso tra zero e uno.

Un'analisi a parte è dedicata al rapporto *Net Debt / EBITDA* che, pur non rientrando nel modello compatto, è troppo diffuso nella prassi per non documentarne il comportamento. La sua interpretazione può risultare meno immediata quando il denominatore assume valori negativi o prossimi allo zero, oppure con posizione finanziaria netta negativa. Il rapporto viene analizzato al variare dell'orizzonte temporale e su un sotto-campione ristretto alle osservazioni per le quali sia l'*EBITDA* che la posizione finanziaria netta assumono valori positivi.

4.13.3 Settore economico

La terza dimensione verifica la stabilità dei risultati tra settori economici diversi. Il modello compatto è quindi ristimato separatamente nei tre settori ATECO dotati di una numerosità di eventi considerata sufficiente: manifattura, costruzioni e commercio. Si includono i soli

effetti fissi d'anno, poiché quelli di settore non sono applicabili all'interno del singolo comparto. Inoltre, si valuta l'importanza di ciascun *driver* anche all'interno di ogni settore.

4.13.4 Modalità di verifica

Infine, la quarta dimensione verifica la solidità dei risultati rispetto al metodo di stima e alla composizione del campione. Una prima verifica ristima il modello compatto su un campione *matched* in cui ciascuna impresa trattata è abbinata a un'impresa di controllo dello stesso settore, uno-a-uno, senza reinserimento, sul valore più vicino del logaritmo dell'attivo, per accertare che i risultati non dipendano dalla composizione del campione di controllo. Una seconda verifica ristima il modello compatto come modello di Cox a rischi proporzionali, a tempo continuo, sui campioni naturale e appaiato, così da accertare che le relazioni individuate non dipendano dalla specificazione *hazard* a tempo discreto adottata. Una terza verifica, infine, costruisce le curve di sopravvivenza di Kaplan-Meier suddividendo le imprese in quartili sulla base del valore medio di ciascun *driver* e le confronta tramite test *log-rank*. Per i quartili estremi si riporta inoltre la quota di imprese entrate in concordato a diversi orizzonti temporali, così da confrontare la velocità con cui il rischio si manifesta.

4.14 Impostazione della validazione out-of-sample

Le analisi presentate finora sono *in-sample*: il modello è stimato e valutato sullo stesso insieme di osservazioni. Coerentemente con l'obiettivo interpretativo del lavoro, questo basta a comprendere il ruolo dei *driver*, ma non dice se le regolarità individuate dipendano dal campione di stima o reggano su imprese e anni che il modello non ha osservato. Per verificarlo si introduce una validazione *out-of-sample* a partizione temporale. Si stimano quindi i coefficienti su un periodo e se ne misura la tenuta su un periodo interamente successivo.

Gli ingressi in concordato del periodo 2021-2024, che costituiscono gli eventi della validazione, sono individuati sul Portale dei Creditori secondo la stessa logica della sezione 4.2, impiegando la sezione "CONCORDATI/AS (Legge Fall.)" per gli ingressi fino al 2021, entrambe le sezioni per il 2022 e la sezione "CONCORDATI (CCII)" dal 2023. Il criterio di ammissibilità dimensionale, però, differisce leggermente da quello del campione di stima: un'impresa è inclusa se presenta un fatturato compreso tra 10 e 300 milioni in almeno un anno del periodo 2015-2024, lo stesso criterio applicato alle imprese di controllo, anziché nei soli tre esercizi precedenti l'ingresso. La ragione è sostanziale: nel *test* la previsione è prodotta sull'intero universo delle imprese dimensionalmente idonee, e un'impresa che

rientra nella fascia in un anno qualsiasi del periodo deve poter essere riconosciuta come evento se entra in concordato, anziché essere erroneamente classificata tra i non-eventi.

La costruzione del *dataset* di validazione, un *panel* esteso fino al 2024, ha richiesto due integrazioni mirate rispetto al campione di stima. La sezione trasversale dei bilanci 2024, estratta da AIDA, fornisce le osservazioni impresa-anno relative a tale esercizio: i controlli compongono l'insieme a rischio, mentre le imprese entrate in concordato nel 2024 forniscono le osservazioni su cui ricade l'evento. Poiché il modello impiega esclusivamente regressori ritardati a $t-1$, i valori di bilancio 2024 non concorrono in alcun modo alla previsione: l'osservazione 2024 serve solo a definire l'insieme a rischio e a collocare l'evento, mentre il predittore è tratto dall'esercizio 2023.

La seconda integrazione riguarda l'esercizio 2023 delle sole imprese trattate, predittore ritardato degli ingressi 2024, ri-estratto da AIDA in un momento successivo con i depositi più assestati, poiché l'estrazione originaria ne raccoglieva una quota ridotta. I controlli sono stati invece mantenuti, per gli esercizi fino al 2023, alla loro estrazione originaria, così da preservare la coerenza con il *panel* 2015-2023 ed evitare la reintroduzione selettiva di imprese sulla base di esiti successivi al periodo di stima.

Le osservazioni del *panel* così esteso sono suddivise in un periodo di *training*, fino al 2020, e in un periodo di *test*, dal 2021 al 2024, disgiunti per costruzione. Poiché la validazione riguarda il solo modello compatto, il campione richiede la disponibilità dei suoi quattro indicatori e non di quelli di tutte e tre le famiglie: risulta perciò più ampio del campione comune impiegato per il confronto tra le famiglie, che per la presenza simultanea di tutti gli indicatori perdeva più osservazioni per valori mancanti. I punti di taglio della winsorizzazione al primo e al novantanovesimo percentile degli indicatori sono calcolati esclusivamente sul *training* e poi applicati al *test*, così che nessuna informazione del periodo di validazione entri nella preparazione dei dati.

Sul solo periodo di *training* si stima il modello compatto nei suoi quattro *driver*, come nella specificazione principale, con effetti fissi di settore ed errori standard clusterizzati per impresa. Rispetto a quella specificazione si rinuncia però agli effetti fissi di anno: essendo specifici di ciascun esercizio, non sono estrapolabili ad anni non osservati, e la loro esclusione è la condizione stessa perché il modello possa produrre una previsione per il periodo successivo. I coefficienti così stimati sono poi applicati alle osservazioni del *test* per

ottenere, per ciascuna impresa-anno, una probabilità prevista di ingresso in concordato che non ha in alcun modo concorso alla stima.

Su queste previsioni si valuta la capacità del modello lungo tre dimensioni. La prima è la capacità discriminante: si confronta l'AUC nel *training* con quella nel *test*, e se ne misura l'ottimismo come differenza tra le due; un ottimismo prossimo a zero indica assenza di *overfitting*. La stessa AUC è calcolata anche anno per anno all'interno del *test*, per accertarne la stabilità nel tempo.

La seconda dimensione è la calibrazione, ossia l'aderenza tra le probabilità previste e le frequenze effettivamente osservate: se ne distinguono la pendenza, che indica se le previsioni siano nel complesso troppo o troppo poco disperse, e il livello, che una ricalibrazione della sola intercetta riallinea alla frequenza media effettiva del periodo; l'aderenza complessiva è sintetizzata dal *Brier score*, riportato per le previsioni grezze e ricalibrate.

La terza dimensione è la tenuta operativa: si misura la quota di ingressi effettivi concentrata nel 5% di osservazioni a rischio previsto più alto e si costruiscono le tabelle di classificazione, in corrispondenza della soglia di Youden e di alcune soglie fisse, distinguendo errori di tipo I e di tipo II. A completamento, l'esercizio è ripetuto in una variante priva di effetti fissi di settore, come controllo di robustezza volto a verificare che i risultati non dipendano dalla loro inclusione.

A questa validazione predittiva si affianca un'analisi distinta, di stabilità delle relazioni nel tempo. La stessa specificazione compatta è qui stimata due volte, separatamente sul periodo fino al 2020 e su quello 2021-2024. Il confronto riguarda il segno e la significatività dei coefficienti, che ci si attende protettivi in entrambi i periodi, e la ripartizione del contenuto esplicativo tra i *driver*, ottenuta in ciascun periodo con una scomposizione *leave-one-out* dello pseudo- R^2 .

4.15 Dalla metodologia ai risultati

Definita in tutte le sue componenti la metodologia, dalla costruzione del campione fino alle verifiche di robustezza e alla validazione *out-of-sample*, resta da presentarne gli esiti. In linea con la finalità interpretativa del lavoro, l'analisi che segue privilegia la lettura economica dei *driver* di ingresso in concordato senza esaurirsi in essa. I risultati sono organizzati attorno alle cinque domande di ricerca e costituiscono l'oggetto del capitolo seguente.

5 Analisi dei risultati

Il capitolo presenta i risultati dell'analisi empirica e risponde alle cinque domande di ricerca poste in precedenza. L'esposizione segue però l'ordine analitico del lavoro, che non coincide pienamente con l'ordine numerico delle domande.

Le prime sezioni stimano le famiglie *Practitioners*, *CCII-like* e *Altman-like*, prima separatamente ciascuna sul proprio campione, poi insieme al modello globale sullo stesso campione comune, così da stabilire quanto ciascuna prospettiva contribuisca e quali indicatori rimangano significativi quando convivono con gli altri (D2). Già da questo confronto emerge qualitativamente quali dimensioni pesino di più (D1).

Si passa quindi al modello compatto, valutato rispetto al modello globale e alle famiglie in termini di capacità esplicativa e discriminante, oltre che parsimonia (D3). Si esamina la capacità del modello di ordinare e classificare le imprese per rischio, alla luce della rarità dell'evento. Vengono analizzate le implicazioni economiche che riguardano gli indicatori del modello compatto, attraverso effetti marginali, profili della probabilità prevista e rischio relativo (D4), e su di esso si misura quantitativamente il contributo relativo di ciascun *driver* (D1).

Si chiude il capitolo con le analisi di robustezza e con la validazione *out-of-sample*, che insieme rispondono alla quinta domanda di ricerca (D5), verificando sia la stabilità dei risultati al variare di orizzonte temporale, specificazione, settore e modalità di verifica, che la loro tenuta in un periodo interamente successivo a quello di stima.

5.1 Risultati dei modelli per famiglia

Le tre famiglie sono stimate sul proprio campione naturale e con la stessa specificazione *hazard* a tempo discreto: effetti fissi di anno e di settore, errori standard robusti raggruppati per impresa e indicatori ritardati di un anno. La Tabella 3 riporta i coefficienti, la significatività, la capacità esplicativa (pseudo- R^2) e la capacità discriminante (AUC).

Tabella 3 - Modelli per famiglia sui campioni naturali

Indicatore	M5 Practitioners	M6 CCII-like	M7 Altman-like
Net Debt / EBITDA	−0,023***		
Δ DSO	−0,004***		
Δ DPO	0,006***		
Δ DOI	−0,000		
Fin. Exp. / Sales		−0,777	
CF / Assets		−9,452***	
Current Ratio		−0,447***	
Tax & Soc. Debt / Assets		−1,370	
Equity / Debt		−5,106***	−5,225***
WC / Assets			−1,443***
EBIT / Assets			−7,858***
Ret. Earnings / Assets			0,908***
Sales / Assets			−0,162***
Effetti fissi di anno e settore	Sì	Sì	Sì
Osservazioni	159.277	218.853	221.759
Pseudo-R ²	0,043	0,399	0,393
AUC	0,720	0,961	0,961

Campioni naturali: ciascuna famiglia è stimata sul campione più ampio in cui le proprie variabili sono disponibili.

Errori standard robusti clusterizzati a livello di impresa; indicatori ritardati di un anno. * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$.

La famiglia *Practitioners* (M5) è la meno convincente: la capacità esplicativa è bassa (pseudo-R² = 0,043) e la capacità discriminante modesta (AUC = 0,720), nettamente al di sotto delle altre due. Soprattutto, *Net Debt / EBITDA*, che è l'indicatore che dovrebbe esserne il cardine, ha segno negativo e significativo: un indebitamento più elevato rispetto alla generazione operativa dovrebbe accrescere il rischio, non ridurlo. L'anomalia è ripresa nelle analisi di robustezza. Tra le variazioni del ciclo del capitale circolante, Δ DSO e Δ DPO sono significative, ma la prima ha segno controintuitivo: un allungamento dei tempi di incasso dovrebbe aumentare il rischio, non ridurlo. Δ DOI non risulta invece significativa.

La famiglia *CCII-like* (M6) si comporta molto meglio: la capacità esplicativa sale sensibilmente (pseudo-R² = 0,399) e la capacità discriminante è elevata (AUC = 0,961). Il risultato è trainato da due indicatori fortemente significativi e dal segno atteso: *Cash Flow / Assets* ed *Equity / Debt*, generazione di cassa e solidità patrimoniale, che riducono in modo

marcato il rischio. Il *Current Ratio* conferma la stessa direzione, mentre gli oneri finanziari sui ricavi e l'indebitamento tributario e previdenziale non risultano significativi.

La famiglia *Altman-like* (M7) raggiunge risultati quasi identici a quelli della famiglia *CCII-like* (pseudo- $R^2 = 0,393$ vs $0,399$; AUC = $0,961$ in entrambe). Anche qui il peso maggiore va a *EBIT / Assets* ed *Equity / Debt*, redditività operativa e solidità patrimoniale, affiancate da *Working Capital / Assets* e *Sales / Assets*, tutte con segno coerente. Fa eccezione *Retained Earnings / Assets*, che ha segno positivo e significativo, controintuitivo rispetto all'attesa: una maggiore redditività cumulata dovrebbe ridurre il rischio, non accrescerlo.

Va precisato che i tre modelli sono stimati su campioni di ampiezza diversa, poiché ciascuno richiede la disponibilità delle proprie variabili: la tabella documenta il comportamento di ciascuna specificazione nella sua condizione più favorevole.

5.2 Le tre famiglie a confronto e il modello globale

Per stabilire quanto ciascuna prospettiva contribuisca a spiegare l'ingresso in concordato (D2), le tre famiglie e il modello globale sono stimati sullo stesso campione comune, costituito dalle 159.036 osservazioni e dai 196 eventi per cui tutti i regressori sono disponibili, come riportato nella Tabella 4. Stimare i modelli sulla stessa base rende le differenze attribuibili agli indicatori e non alla diversa composizione dei campioni.

Tabella 4 - Famiglie e modello globale sul campione comune

Indicatore	M5 Practitioners	M6 CCII-like	M7 Altman-like	M9 Globale
Net Debt / EBITDA	−0,023***			−0,006
Δ DSO	−0,004***			−0,001
Δ DPO	0,006***			−0,000
Δ DOI	−0,000			0,000
Fin. Exp. / Sales		−0,580		−2,597*
CF / Assets		−9,843***		−5,241***
Current Ratio		−0,438***		−0,255*
Tax & Soc. Debt / Assets		−1,720*		−1,213
Equity / Debt		−5,238***	−5,265***	−5,190***
WC / Assets			−1,519***	−0,830*
EBIT / Assets			−8,624***	−4,796***
Ret. Earnings / Assets			0,797**	0,629*
Sales / Assets			−0,317***	−0,398***
Effetti fissi di anno e settore	Sì	Sì	Sì	Sì
Osservazioni	159.036	159.036	159.036	159.036
Pseudo-R ²	0,044	0,431	0,441	0,449
AUC	0,724	0,971	0,973	0,974

Campione comune (159.036 osservazioni, 196 eventi). Errori standard robusti clusterizzati a livello di impresa; indicatori ritardati di un anno. * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$.

Sul campione comune il quadro delle famiglie conferma quanto già emerso: la famiglia *Practitioners* resta debole (pseudo-R² = 0,044; AUC = 0,724), con gli stessi segni controintuitivi di *Net Debt / EBITDA* e Δ *DSO*, mentre le famiglie *CCII-like* e *Altman-like* raggiungono livelli elevati e molto simili tra loro (pseudo-R² = 0,431 vs pseudo-R² = 0,441; AUC = 0,971 vs AUC = 0,973). In entrambe il peso ricade sulla capacità di produrre risorse, misurata dal flusso di cassa nella *CCII-like* e dal risultato operativo nell'*Altman-like*, e sulla solidità patrimoniale. Queste vengono affiancate dagli indicatori di liquidità: il *Current Ratio* nella *CCII-like* e il *Working Capital / Assets* nell'*Altman-like*. Rimangono i due segni controintuitivi già visti: *Retained Earnings / Assets* nell'*Altman-like* e *Tax & Soc. Debt / Assets* nella *CCII-like*, qui marginalmente significativo.

Il modello globale (M9) riunisce tutti e tredici gli indicatori ma non supera in modo apprezzabile la migliore famiglia (pseudo-R² = 0,449 vs 0,441; AUC = 0,974 vs 0,973 dell'*Altman-like*). Messi insieme, gli indicatori *Practitioners* perdono significatività e l'informazione si concentra su un nucleo ristretto: *Cash Flow / Assets*, *Equity / Debt*, *EBIT /*

Assets e *Sales / Assets*, mentre *Working Capital / Assets*, *Current Ratio*, *Financial Expenses / Sales* e *Retained Earnings / Assets* rimangono solo marginalmente significativi, questi ultimi due con segni controintuitivi. Colpisce in particolare la stabilità di *Equity / Debt*, il cui coefficiente resta pressoché invariato (-5,190) rispetto ai valori stimati nelle due famiglie (-5,238 e -5,265): a differenza delle misure di redditività, che si ridimensionano quando convivono nel modello globale perché catturano una dimensione comune, la solidità patrimoniale conserva un contenuto informativo autonomo, non assorbito dagli altri indicatori.

La risposta alla seconda domanda è netta: sono le famiglie costruite su redditività e solidità patrimoniale a spiegare l'ingresso in concordato, mentre la prospettiva *Practitioners* aggiunge poco e le sue variabili si indeboliscono quando affiancate alle altre. Combinare tutti gli indicatori nel modello globale non porta a un guadagno rispetto alla migliore famiglia. Lo stesso confronto offre già un'indicazione qualitativa sulla prima domanda di ricerca.

5.3 Dal confronto al modello compatto

Il confronto precedente ha mostrato che la capacità di spiegare l'ingresso in concordato si concentra su poche dimensioni economiche (la generazione di cassa, la solidità patrimoniale, la liquidità operativa e l'efficienza degli attivi) e che diversi indicatori si rivelano problematici: *Net Debt / EBITDA* e *Retained Earnings / Assets* hanno segno controintuitivo, *Tax & Soc. Debt / Assets* è instabile, e l'intero blocco *Practitioners* perde significatività quando affiancato agli altri. Da questa duplice evidenza nasce il modello compatto, il cui confronto con le due famiglie più solide, *CCII-like* e *Altman-like*, e con il modello globale è riportato nella Tabella 5 (la famiglia *Practitioners*, più debole, non è riproposta; il quadro completo è comunque nella Tabella 6).

Il modello compatto M8G si compone di quattro indicatori, ciascuno *proxy* di una dimensione diversa: *Working Capital / Assets* per la liquidità operativa, *Cash Flow / Assets* per la generazione di cassa, *Equity / Debt* per la solidità patrimoniale e *Sales / Assets* per l'efficienza degli attivi. L'ordine in cui gli indicatori sono presentati richiama quello in cui Altman presenta i suoi nello Z-Score originale. Le ragioni della preferenza per *Cash Flow / Assets* su *EBIT / Assets* e per *Working Capital / Assets* sul *Current Ratio* sono state discusse nella sezione 4.10; il confronto sul campione comune ne offre ora una conferma empirica:

le due misure di redditività, per cassa e per competenza, si sovrappongono, come mostra il ridimensionamento di entrambi i coefficienti quando convivono nel modello globale.

Tabella 5 - Dalle famiglie al modello compatto

Indicatore	M6 CCII-like	M7 Altman-like	M8G Compatto	M9 Globale
Net Debt / EBITDA				-0,006
Δ DSO				-0,001
Δ DPO				-0,000
Δ DOI				0,000
Fin. Exp. / Sales	-0,580			-2,597*
CF / Assets	-9,843***		-9,767***	-5,241***
Current Ratio	-0,438***			-0,255*
Tax & Soc. Debt / Assets	-1,720*			-1,213
Equity / Debt	-5,238***	-5,265***	-4,567***	-5,190***
WC / Assets		-1,519***	-1,370***	-0,830*
EBIT / Assets		-8,624***		-4,796***
Ret. Earnings / Assets		0,797**		0,629*
Sales / Assets		-0,317***	-0,286***	-0,398***
Effetti fissi di anno e settore	Sì	Sì	Sì	Sì
Osservazioni	159.036	159.036	159.036	159.036
Pseudo- R^2	0,431	0,441	0,437	0,449
AUC	0,971	0,973	0,975	0,974

Campione comune (159.036 osservazioni, 196 eventi). Errori standard robusti clusterizzati a livello di impresa; indicatori ritardati di un anno. * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$.

Stimato sul campione comune, il modello compatto presenta i quattro indicatori tutti fortemente significativi e con segno atteso (*Working Capital / Assets* -1,370; *Cash Flow / Assets* -9,767; *Equity / Debt* -4,567; *Sales / Assets* -0,286). Si risponde così alla terza domanda di ricerca: con soli quattro indicatori, meno di un terzo rispetto al modello globale e uno in meno rispetto alle famiglie *CCII-like* e *Altman-like*, il modello compatto ne riproduce quasi integralmente la capacità esplicativa (pseudo- $R^2 = 0,437$, contro valori compresi tra 0,431 e 0,449) e ne supera di poco la capacità discriminante, con l'AUC più alta dell'intero confronto (AUC = 0,975). La parsimonia non comporta quindi alcuna perdita sostanziale di capacità esplicativa o discriminante. Per queste ragioni il modello compatto M8G è adottato come modello di riferimento del lavoro. Su di esso si concentrano l'interpretazione economica e le analisi di robustezza delle sezioni seguenti.

5.4 Quadro complessivo delle specificazioni

La Tabella 6 raccoglie in un'unica sintesi i modelli delle sezioni precedenti, insieme al *benchmark* a una sola variabile (M4), ai primi due candidati compatti intermedi (M8A e M8B) e alla variante del modello compatto in cui la liquidità è misurata dal *Current Ratio* anziché dal *Working Capital / Assets* (M8H), ripresa nelle analisi di robustezza.

Tabella 6 - Quadro complessivo delle specificazioni (M4-M9)

Indicatore	M4	M5	M6	M7	M8A	M8B	M8G	M8H	M9
Net Debt / EBITDA	-0,029***	-0,023***			-0,017**	-0,021***			-0,006
Δ DSO		-0,004***							-0,001
Δ DPO		0,006***			0,002***				-0,000
Δ DOI		-0,000							0,000
Fin. Exp. / Sales			-0,580						-2,597*
CF / Assets			-9,843***				-9,767***	-9,975***	-5,241***
Current Ratio			-0,438***			-1,770***		-0,408***	-0,255*
Tax & Soc. Debt / Assets			-1,720*		7,886***	4,854***			-1,213
Equity / Debt			-5,238***	-5,265***			-4,567***	-5,029***	-5,190***
WC / Assets				-1,519***			-1,370***		-0,830*
EBIT / Assets				-8,624***					-4,796***
Ret. Earnings / Assets				0,797**	-3,218***	-2,382***			0,629*
Sales / Assets				-0,317***			-0,286***	-0,296***	-0,398***
Effetti fissi di anno e settore	Sì	Sì	Sì	Sì	Sì	Sì	Sì	Sì	Sì
Osservazioni	159.036	159.036	159.036	159.036	159.036	159.036	159.036	159.036	159.036
Pseudo-R ²	0,024	0,044	0,431	0,441	0,106	0,168	0,437	0,438	0,449
AUC	0,695	0,724	0,971	0,973	0,813	0,880	0,975	0,975	0,974

Campione comune (159.036 osservazioni, 196 eventi). Errori standard robusti clusterizzati a livello di impresa; indicatori ritardati di un anno. * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$.

La tabella conferma quanto già visto: la capacità esplicativa e la capacità discriminante crescono nettamente passando dal *benchmark* a una sola variabile e dalla famiglia *Practitioners* alle famiglie *CCII-like* e *Altman-like*, fino ai modelli compatti e al globale. Le colonne M8A e M8B corrispondono ai primi due candidati compatti intermedi, scartati per la performance nettamente inferiore ($AUC = 0,813$ e $AUC = 0,880$) e qui riportati per completezza. M8H, variante del modello compatto, raggiunge capacità esplicativa e capacità discriminante pressoché identiche a esso ($\text{pseudo-}R^2 = 0,438$ vs $\text{pseudo-}R^2 = 0,437$; $AUC = 0,975$ vs $AUC = 0,975$) ed è ripresa tra le analisi di robustezza.

La tabella permette inoltre di notare che alcuni indicatori cambiano segno da una specificazione all'altra: *Retained Earnings / Assets* è positivo in M7 e M9 ma negativo in M8A e M8B, mentre *Tax & Soc. Debt / Assets* passa da negativo in M6 e M9 a fortemente positivo in M8A e M8B. Nel caso di *Retained Earnings / Assets*, il segno atteso negativo riemerge proprio in M8A e M8B ($-3,218$ e $-2,382$), le uniche, tra le specificazioni che lo includono, in cui *Equity / Debt* è assente: utili a nuovo e patrimonializzazione misurano in larga parte la stessa solvibilità accumulata, e la presenza simultanea dei due genera una sovrapposizione informativa che rende il coefficiente di *Retained Earnings / Assets* instabile e di segno controintuitivo. È un comportamento che ha orientato la selezione verso indicatori dal comportamento stabile e coerente, come quelli del modello compatto.

5.5 Capacità discriminante, classificazione ed evento raro

La capacità discriminante del modello compatto, già emersa come la più elevata tra le specificazioni, merita una lettura più concreta: prese a caso un'impresa che entra in concordato e una che non vi entra, il modello assegna alla prima un punteggio di rischio più alto nel 97,5% dei casi. Dall'ordinamento alla classificazione però il passo non è automatico.

A causa della rarità dell'evento, con un tasso dello 0,12% (196 su 159.036) sul campione comune, la soglia convenzionale del 50% è poco utile: nessuna osservazione raggiunge una probabilità prevista così elevata (il massimo è di circa il 48%), quindi il modello classifica tutte le osservazioni come non a rischio, ottenendo un'accuratezza del 99,9%. È la quota di osservazioni classificate correttamente, ottenuta intercettando tutte le 158.840 osservazioni senza ingresso in concordato e nessuno dei 196 ingressi.

Si ha quindi la necessità di esaminare la capacità di classificazione a soglie più basse di quella convenzionale. La Tabella 7 riporta il confronto tra la soglia pari alla frequenza dell'evento nel campione, quella che isola il 5% di osservazioni più rischiose, quella che

massimizza l'indice di Youden (sensibilità + specificità – 1) e infine le soglie dello 0,5% e dell'1%. Accanto a sensibilità e specificità si riportano gli errori nella convenzione di Altman et al. (1977).

Tabella 7 - Sensibilità, specificità ed errori a diverse soglie

Soglia	Sensibilità	Specificità	Type I (ingressi mancati)	Type II (falsi allarmi)
50% (convenzionale)	0,00	1,00	196 (100%)	0 (0%)
1%	0,75	0,99	49 (25%)	1.559 (1%)
0,5%	0,80	0,98	40 (20%)	2.465 (2%)
Youden ($\approx 0,20\%$)	0,89	0,96	22 (11%)	6.433 (4%)
Top 5% ($\approx 0,17\%$)	0,90	0,95	19 (10%)	7.775 (5%)
Frequenza evento ($\approx 0,12\%$)	0,93	0,92	14 (7%)	12.633 (8%)

Modello compatto, campione comune (159.036 osservazioni, 196 eventi). Sensibilità: quota di ingressi in concordato correttamente segnalati; specificità: quota di osservazioni senza ingresso correttamente classificate.

Come anticipato nella metodologia, non esiste una soglia ottimale in assoluto: la scelta dipende dal costo relativo attribuito ai due errori. Le soglie più basse privilegiano la sensibilità, ma al prezzo di un numero molto elevato di falsi allarmi: alla frequenza dell'evento si intercetta il 93% degli ingressi, con soli 14 mancanti, ma anche oltre 12.000 falsi allarmi. Alzando la soglia il quadro si ribalta: all'1% si individuano ancora il 75% degli ingressi, mancandone 49, mentre i falsi allarmi scendono a 1.559, restituendo una lista di allerta molto più maneggevole. Poiché nella letteratura l'errore di *Type I* pesa più del *Type II*, in un'ottica di *early-warning* si tende a preferire soglie basse, che riducono gli ingressi mancati. Tuttavia, la scelta finale resta vincolata al volume di falsi allarmi che si è disposti a gestire.

Al di là della singola soglia, la forza del modello sta nel concentrare con successo gli eventi in cima alla graduatoria di rischio: dei 196 ingressi in concordato, 177 (il 90,3%) ricadono nel 5% di osservazioni a più alto rischio previsto, mentre nessuno ricade nel 5% a più basso rischio. In termini operativi, monitorare la sola fascia più rischiosa intercetterebbe nove ingressi su dieci. Le osservazioni di questa fascia hanno una probabilità prevista media di ingresso di circa il 2%, oltre quindici volte il tasso medio del campione, mentre nel 5% a più basso rischio la probabilità prevista è sostanzialmente nulla.

Due esami *ex post* completano il quadro. Il primo riguarda i 19 ingressi non compresi nel 5% a più alto rischio: in 14 casi il bilancio si deteriora soltanto nell'anno stesso dell'ingresso,

quindi il bilancio disponibile a $t-1$ non può coglierne il cambiamento; in 4 casi l'impresa era entrata nella fascia a rischio due anni prima, ma non nell'anno immediatamente precedente; in un caso il bilancio dell'anno di ingresso non risulta depositato. Il secondo riguarda i falsi allarmi: tra le imprese con osservazioni nel 5% più rischioso che non entrano in concordato, le liquidazioni risultano circa quattro volte e le posizioni di *default* circa otto volte più frequenti che nel resto del campione. Entrambe le letture sono riprese nella discussione dei limiti.

Il valore medio dei quattro indicatori nei due gruppi, riportato nella Tabella 8, ne conferma il quadro.

Tabella 8 - Valore medio degli indicatori nel 5% più e meno rischioso

Driver	Media top 5% (a rischio)	Media bottom 5%	Differenza
WC / Assets	-0,004	0,383	-0,387***
CF / Assets	-0,016	0,096	-0,113***
Equity / Debt	0,078	6,829	-6,751***
Sales / Assets	1,066	0,880	0,187***

*** $p < 0,01$ sulla differenza descrittiva tra i due gruppi.

Le osservazioni a più alto rischio riguardano imprese con un capitale circolante e una generazione di cassa prossimi allo zero o negativi, e con una patrimonializzazione molto bassa rispetto al debito. Le tre dimensioni dominanti separano nettamente i due gruppi, tutte nella direzione attesa. *Sales / Assets*, al contrario, mostra una differenza modesta e di segno opposto: preso da solo, e non all'interno del modello, non separa i due gruppi nella direzione attesa. Questo non contraddice il segno negativo che l'indicatore assume nel modello compatto: a livello descrittivo, un'elevata rotazione degli attivi si accompagna spesso a marginalità compresse, e solo a parità di circolante, cassa e patrimonializzazione, come nel modello multivariato, emerge il suo contributo protettivo.

Un ultimo controllo riguarda la calibrazione, cioè quanto le probabilità previste si avvicinano agli esiti osservati, misurata dal *Brier score*, l'errore quadratico medio tra probabilità prevista ed esito: più è basso, migliore è la calibrazione. Il *Brier score* del *logit* (0,00114) è inferiore a quello del modello di probabilità lineare (0,00121), ma soprattutto, il modello lineare è inadatto per un evento raro: produce infatti oltre 50.000 probabilità previste negative, prive di senso per una probabilità, mentre il *logit* le mantiene per costruzione nell'intervallo corretto. Si giustifica quindi la scelta del modello *logit*.

5.6 Interpretazione economica dei driver

I coefficienti *logit* non sono direttamente leggibili in termini di probabilità. Per dare loro un significato si ricorre a tre strumenti applicati al modello compatto: gli effetti marginali medi, i profili della probabilità prevista e il rischio relativo. Non si tratta di nuove stime, ma di riletture del modello già stimato.

Gli effetti marginali medi, riportati nella Tabella 9, indicano di quanto varia, in media, la probabilità prevista di ingresso in concordato all'aumentare di uno dei *driver*, tenendo gli altri ai loro valori.

Tabella 9 - Effetti marginali medi del modello compatto

Driver	Effetto marginale medio
WC / Assets	-0,00146***
CF / Assets	-0,01041***
Equity / Debt	-0,00487***
Sales / Assets	-0,00031***

Modello compatto, campione comune. *** $p < 0,01$.

Tutti e quattro gli indicatori sono negativi e significativi all'1%: un miglioramento di ciascuno riduce in media la probabilità di ingresso in concordato, mentre un suo peggioramento la aumenta. In un'ottica di *distress* è soprattutto quest'ultima prospettiva a interessare. Le grandezze assolute, però, sono molto piccole perché l'evento è raro e la probabilità di base è dell'ordine di una su mille. Per coglierne l'importanza economica bisogna leggere gli effetti in termini relativi.

Il primo modo per renderli più intuitivi è osservare come si muove la probabilità prevista facendo scorrere un *driver* lungo la sua distribuzione, tenendo gli altri ai valori osservati (Figura 6).

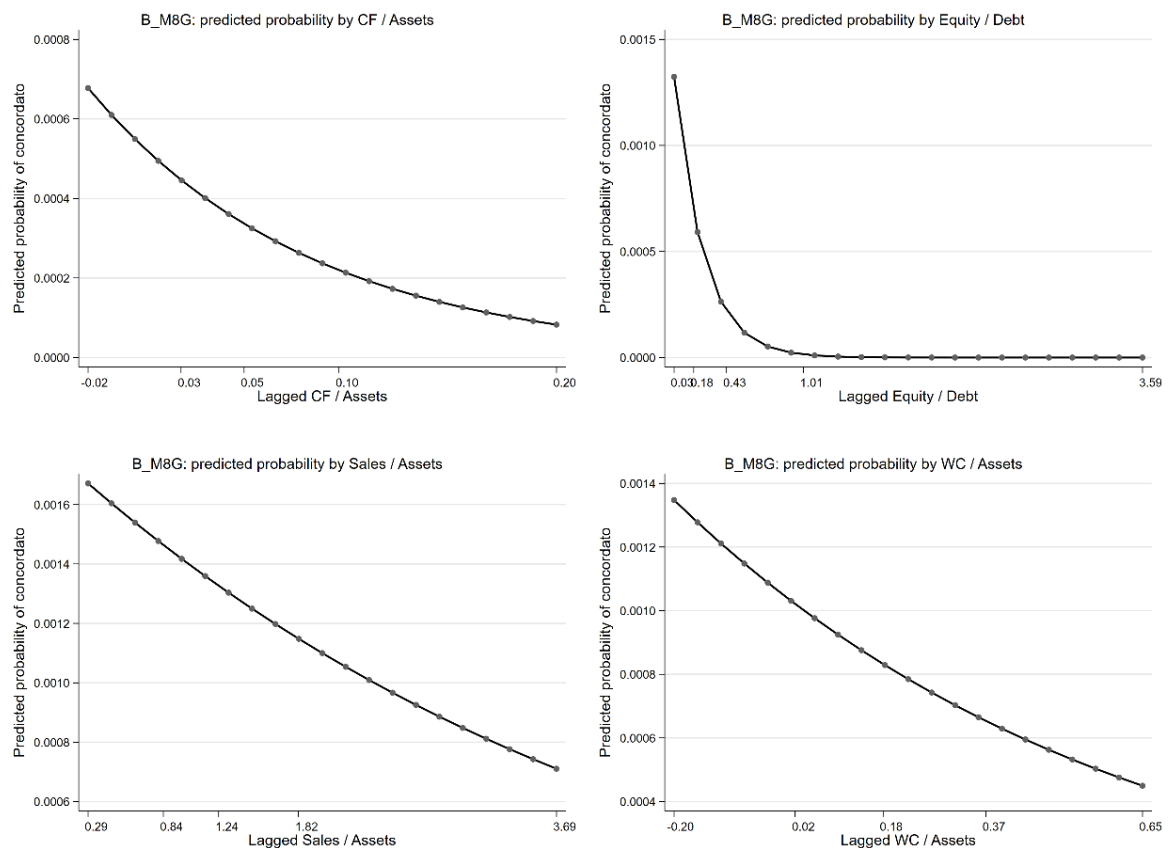


Figura 6 - Probabilità prevista al variare di ciascun driver tra il 5° e il 95° percentile della sua distribuzione

Modello compatto, campione comune. Ciascun driver varia con gli altri tre mantenuti ai valori osservati. Le scale verticali dei quattro pannelli non sono omogenee: le curve vanno lette per la loro forma.

In tutti e quattro i casi il rischio cresce in modo monotono al ridursi dell'indicatore, ma la forma delle curve è diversa: per *Equity / Debt* il rischio cresce notevolmente non appena la patrimonializzazione scende sotto valori modesti; per *Cash Flow / Assets* sale in modo marcato e via via più ripido al peggiorare della generazione di cassa; per *Working Capital / Assets* e soprattutto per *Sales / Assets* cresce invece in modo più graduale.

Lo stesso messaggio si legge ancora meglio in termini di rischio relativo. La Tabella 10 misura di quanto aumenta la probabilità prevista quando ciascun *driver* peggiora rispetto al suo valore medio.

Tabella 10 - Variazione del rischio previsto al peggiorare di ciascun driver

Driver	-10%	-20%	-30%	-50%
WC / Assets	+2,6%	+5,2%	+7,9%	+13,5%
CF / Assets	+6,6%	+13,7%	+21,3%	+37,9%
Equity / Debt	+55,9%	+143,1%	+278,9%	+820,2%
Sales / Assets	+3,9%	+7,8%	+12,0%	+20,6%

Variazione percentuale della probabilità prevista al peggiorare di ciascun driver sotto la propria media, gli altri ai valori osservati.

In termini di sensibilità è la solidità patrimoniale a muovere di più il rischio: se si dimezza *Equity / Debt*, il rischio aumenta di oltre nove volte (+820,2%). Segue la generazione di cassa: con un deterioramento del 50% di *Cash Flow / Assets* il rischio aumenta di circa il 40%. *Working Capital / Assets* e *Sales / Assets* incidono in modo più graduale, nell'ordine del 13-21% per una riduzione del 50%. È la risposta alla quarta domanda di ricerca: tutti i *driver* agiscono nella direzione attesa ma con intensità diversa, ed è la solidità patrimoniale, seguita dalla capacità di generare cassa, a muovere il rischio in misura maggiore.

Lo stesso rischio può essere letto in senso opposto, osservando un miglioramento dei *driver* anziché un loro peggioramento, come riportato nella Tabella 11.

Tabella 11 - Variazione del rischio previsto al migliorare di ciascun driver

Driver	+10%	+20%	+50%	+100%
WC / Assets	-2,5%	-5,0%	-12,0%	-22,6%
CF / Assets	-6,2%	-12,1%	-27,5%	-47,5%
Equity / Debt	-35,9%	-58,9%	-89,1%	-98,8%
Sales / Assets	-3,7%	-7,3%	-17,4%	-32,0%

Variazione percentuale della probabilità prevista al migliorare di ciascun driver sopra la propria media, gli altri ai valori osservati.

A un rafforzamento dei fondamentali corrisponde una riduzione del rischio previsto, coerente con la natura protettiva dei quattro indicatori. Il punto rilevante è la diversa intensità nelle due direzioni: il rischio risponde molto più al peggioramento che al miglioramento (una riduzione del 50% di *Equity / Debt* porta infatti il rischio a circa 9,2 volte quello iniziale, mentre un aumento del 50% lo riduce dell'89,1%) ed è anche per questo che il modello si presta a una lettura *early-warning*, centrata sul lato negativo. In parte l'asimmetria è una proprietà della misura stessa: la riduzione relativa del rischio non può scendere sotto il -100%, mentre l'aumento non ha un tetto.

L'analisi precedente misurava la variazione del rischio a partire dal valore medio, ma, poiché l'effetto di un peggioramento dipende dal punto di partenza, è utile leggere il rischio relativo anche tra livelli concreti e facilmente interpretabili dei due *driver* principali. La Tabella 12 riporta il rischio previsto a livelli decrescenti di *Equity / Debt*, mentre la Tabella 13 mostra il corrispondente rischio relativo tra alcuni passaggi critici.

Tabella 12 - Rischio previsto di ingresso in concordato a livelli decrescenti di *Equity / Debt*

<i>Equity / Debt</i>	1,00	0,50	0,25	0,10	0,05	0,02
Rischio previsto	0,0016%	0,016%	0,049%	0,096%	0,120%	0,138%

Modello compatto. Rischio medio di ingresso previsto quando l'indicatore è fissato al livello indicato e gli altri sono mantenuti ai loro valori osservati. Il tasso medio di ingresso del campione è pari allo 0,123%.

Tabella 13 - Rischio relativo di un peggioramento di *Equity / Debt*

Peggioramento	Da 1,00 a 0,50	Da 0,50 a 0,25	Da 0,25 a 0,10	Da 1,00 a 0,10
Rischio relativo	×9,8 (+882%)	×3,1 (+212%)	×2,0 (+97%)	×60,4 (+5.941%)

Modello compatto. Rapporto tra il rischio previsto al livello di arrivo e quello al livello di partenza; tra parentesi la variazione percentuale corrispondente. Gli altri indicatori sono mantenuti ai loro valori osservati.

In termini relativi, ogni erosione di pari ampiezza moltiplica il rischio per un fattore costante: una riduzione di 0,25 punti del rapporto lo moltiplica per circa 3,1, una caduta doppia (da 1,00 a 0,50) per circa 9,8 (cioè 3,1 al quadrato). L'effetto si moltiplica lungo tutta la scala, fino a oltre sessanta volte nella diminuzione da 1,00 a 0,10.

È però la lettura assoluta a dare la misura del fenomeno: sopra l'unità il rischio previsto resta trascurabile, lo 0,0016% a quota 1,00 è ben lontano dal tasso medio dello 0,123% del campione e l'impresa è, di fatto, al sicuro. Al di sotto di 1,00 il rischio cresce passo dopo passo (0,016% a 0,50, 0,049% a 0,25, 0,096% a 0,10) e raggiunge il tasso medio del campione solo quando la patrimonializzazione è quasi azzerata, intorno a 0,04.

La stessa analisi è replicata per la generazione di cassa. La Tabella 14 riporta il rischio previsto a livelli progressivamente peggiori di *Cash Flow / Assets*, mentre la Tabella 15 mostra il corrispondente rischio relativo tra alcuni passaggi critici.

Tabella 14 - Rischio previsto di ingresso in concordato a livelli decrescenti di Cash Flow / Assets

CF / Assets	+0,20	+0,10	+0,05	0,00	-0,05	-0,10
Rischio previsto	0,008%	0,022%	0,035%	0,057%	0,093%	0,151%

Modello compatto. Rischio medio di ingresso previsto quando l'indicatore è fissato al livello indicato e gli altri sono mantenuti ai loro valori osservati. Il tasso medio di ingresso del campione è pari allo 0,123%.

Tabella 15 - Rischio relativo di un peggioramento di Cash Flow / Assets

Peggioramento	Da +0,10 a +0,05	Da +0,05 a -0,05	Da +0,10 a -0,05	Da +0,20 a -0,10
Rischio relativo	×1,6 (+63%)	×2,6 (+164%)	×4,3 (+330%)	×18,5 (+1.748%)

Modello compatto. Rapporto tra il rischio previsto al livello di arrivo e quello al livello di partenza; tra parentesi la variazione percentuale corrispondente. Gli altri indicatori sono mantenuti ai loro valori osservati.

Per la generazione di cassa la regolarità è ancora più netta: ogni riduzione di cinque punti percentuali di *Cash Flow / Assets* moltiplica il rischio per lo stesso fattore, circa 1,6 (+63%), e l'uniformità si mantiene anche nel passaggio dalla cassa positiva a quella negativa, senza alcuna discontinuità intorno allo zero, che fa più da punto di riferimento che da soglia critica. Anche qui l'effetto si moltiplica: attraversare lo zero, da +0,05 a -0,05, equivale a due passi (1,6 al quadrato è circa 2,6) e un'oscillazione ampia da +0,20 a -0,10 moltiplica il rischio di quasi venti volte.

Sul piano assoluto, a +0,20 il rischio è trascurabile (0,008%) e sale con regolarità lungo la scala, fino a raggiungere e superare il tasso medio del campione intorno al -8% dell'attivo.

5.7 Importanza relativa dei driver

Il confronto tra le famiglie di indicatori aveva già lasciato intravedere quali dimensioni contassero di più. Questa sezione lo quantifica in modo rigoroso sul modello compatto, chiudendo la prima domanda di ricerca (Figura 7).

L'importanza è misurata in tre modi differenti, due dei quali sono basati sulla variazione dello pseudo- R^2 : il metodo *add-one-in* inserisce un *driver* per volta e ne misura il potere esplicativo autonomo; il metodo *leave-one-out* rimuove un *driver* per volta dal modello completo e misura la capacità esplicativa che si perde, cioè il contributo marginale dati gli altri tre. Il terzo, basato sugli *Shapley values*, ripartisce tra i *driver* l' R^2 di un modello di probabilità lineare assegnando a ciascuno il contributo medio calcolato su tutte le possibili combinazioni; a differenza dei primi due, fondati sul *logit*, offre un riscontro indipendente, con l'avvertenza che la forma lineare può sottostimare i *driver* dal comportamento fortemente non lineare.

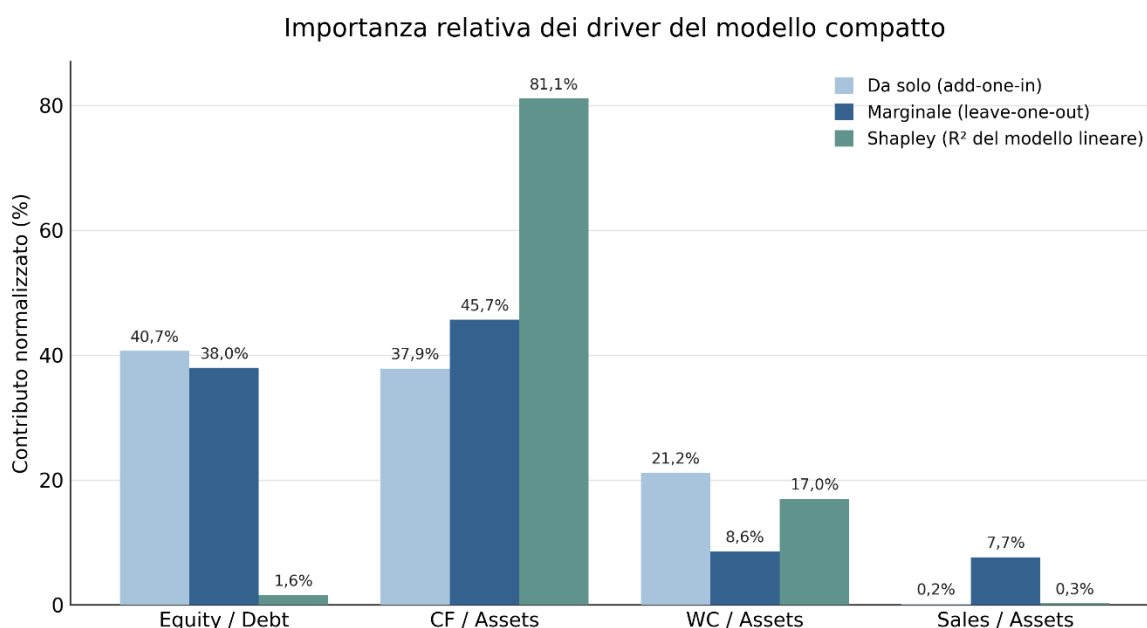


Figura 7 - Importanza relativa dei driver del modello compatto

Modello compatto, campione comune. Contributo di ciascun driver normalizzato a somma 100: add-one-in e leave-one-out sullo pseudo- R^2 del logit con effetti fissi di anno e settore, Shapley sull' R^2 del modello di probabilità lineare senza effetti fissi. Le tre misure hanno perciò basi diverse e vanno confrontate nell'ordinamento dei driver, non nei livelli.

In termini di capacità esplicativa, *Equity / Debt* e *Cash Flow / Assets* assorbono insieme circa l'80% del contributo allo pseudo- R^2 (79% *add-one-in*; 84% *leave-one-out*); *Equity / Debt* domina quando i *driver* sono presi singolarmente (metodo *add-one-in*), *Cash Flow / Assets* quando se ne valuta il contributo aggiuntivo dato il resto (metodo *leave-one-out*). *Working Capital / Assets* ha un discreto potere esplicativo (21%), ma aggiunge poco quando gli altri sono già presenti (9%): la sua informazione è in parte già contenuta negli altri *driver*. *Sales / Assets* mostra il caso opposto: preso a sé non spiega quasi nulla (0,2%), ma conserva un contributo marginale non trascurabile (8%), segno che il suo apporto emerge solo in presenza degli altri indicatori.

Il terzo metodo, basato sugli *Shapley values*, attribuisce a *Cash Flow / Assets* circa l'81% del potere esplicativo e a *Working Capital / Assets* il 17%, ma assegna quote trascurabili a *Equity / Debt* (2%) e *Sales / Assets* (0%). L'azzeramento di *Equity / Debt* non ne smentisce la centralità: riflette il fatto che il modello di probabilità lineare, su cui lo Shapley è calcolato, non coglie l'effetto fortemente non lineare della patrimonializzazione sul rischio, quello stesso andamento già visto nella Figura 6. La divergenza tra i metodi è essa stessa un'evidenza: *Equity / Debt* conta molto, ma in modo non lineare, e solo gli strumenti fondati sul *logit* lo colgono.

Cash Flow / Assets emerge con maggiore continuità nelle tre misure, mentre *Equity / Debt* risulta centrale nelle due basate sul *logit*. La lettura è diversa da quella della sezione precedente: lì si misurava di quanto ciascun *driver* muove la probabilità prevista, ed era la solidità patrimoniale a pesare di più; qui quanto ciascun *driver* contribuisce a spiegare l'ingresso in concordato, e la generazione di cassa riceve il riscontro più uniforme tra le diverse misure. È la risposta alla prima domanda di ricerca: tra gli indicatori che anticipano l'ingresso in concordato, sono la solidità patrimoniale e la generazione di cassa a contribuire in misura maggiore, con liquidità ed efficienza degli attivi in un ruolo di supporto.

5.8 Analisi di robustezza

I risultati del modello compatto sono solidi solo se non dipendono dalle scelte specifiche con cui è stato costruito. Questa sezione li sottopone a una serie di controlli.

La prima verifica riguarda la misura della liquidità. Sostituendo *Working Capital / Assets* con il *Current Ratio* si ottiene una specificazione alternativa del modello compatto, il modello M8H, con capacità esplicativa e capacità discriminante praticamente identiche (pseudo- $R^2 = 0,438$; AUC = 0,975) e gli stessi segni: *Cash Flow / Assets* -9,975, *Current Ratio* -0,408, *Equity / Debt* -5,029, *Sales / Assets* -0,296, tutti significativi all'1%. La scelta tra le due *proxy* è quindi ininfluenza sui risultati.

Il secondo controllo riguarda la forma degli indicatori: la Tabella 16 mette a confronto i livelli e le variazioni sul campione disponibile.

Tabella 16 - Livelli, variazioni e specificazione combinata

Driver	Solo livelli	Livelli + variazioni	Solo variazioni
WC / Assets	-1,292***	-1,350***	
CF / Assets	-9,249***	-7,598***	
Equity / Debt	-4,438***	-4,611***	
Sales / Assets	-0,178***	-0,448***	
Δ WC / Assets		-0,117	-4,544***
Δ CF / Assets		-1,613***	-10,390***
Δ Equity / Debt		0,186	-0,087***
Δ Sales / Assets		0,589***	0,143**
Effetti fissi di anno e settore	Sì	Sì	Sì
Osservazioni	167.238	167.238	167.238
Pseudo-R ²	0,408	0,419	0,254
AUC	0,970	0,970	0,857

*Campione con livelli e variazioni disponibili (167.238 osservazioni, 200 eventi). Errori standard robusti clusterizzati a livello di impresa; indicatori ritardati di un anno. * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$.*

Aggiungere le variazioni ai livelli migliora la capacità esplicativa in misura trascurabile (pseudo-R² da 0,408 a 0,419) e non aggiunge capacità discriminante (AUC invariato a 0,970); al contrario, una specificazione basata solo sulle variazioni perde molto (pseudo-R² = 0,254; AUC = 0,857). I livelli sono quindi più informativi delle variazioni, coerentemente con la specificazione adottata.

Il terzo controllo esamina quanto la relazione regga all'allontanarsi dall'evento. A questo scopo la Tabella 17 riporta il modello stimato separatamente utilizzando gli indicatori ritardati di uno, due e tre anni.

Tabella 17 - Modello compatto stimato a t-1, t-2 e t-3

Driver	t-1	t-2	t-3
WC / Assets	-1,313***	-1,600***	-1,713***
CF / Assets	-9,002***	-6,522***	-3,628***
Equity / Debt	-5,707***	-2,340***	-1,947***
Sales / Assets	-0,315***	-0,800***	-1,069***
Effetti fissi di anno e settore	Sì	Sì	Sì
Osservazioni	70.896	70.896	70.896
Pseudo-R ²	0,488	0,190	0,127
AUC	0,979	0,924	0,862

*Campione comune con regressori disponibili a t-1, t-2 e t-3 (70.896 osservazioni, 101 eventi). Errori standard robusti clusterizzati a livello di impresa. * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$.*

Tutti e quattro i *driver* conservano segno protettivo e significatività a ogni orizzonte, non solo nell'anno precedente. La capacità esplicativa e quella discriminante diminuiscono entrambe allontanandosi nel tempo, la prima nettamente (pseudo-R² da 0,488 a 0,127) mentre la seconda in maniera più contenuta (AUC da 0,979 a 0,862). Posti a confronto, è il ritardo più recente a dominare: l'anno che precede l'evento è quello più ricco di informazione, così come assunto nella specificazione di base.

Lo stesso risultato emerge dalla specificazione dinamica riportata nella Tabella 18, nella quale i ritardi vengono aggiunti progressivamente.

Tabella 18 - Modello dinamico con ritardi cumulati

Driver	(t-1)	(t-1) + (t-2)	(t-1) + (t-2) + (t-3)
WC / Assets (t-1)	-1,313***	-1,691***	-1,442**
WC / Assets (t-2)		0,484	0,652
WC / Assets (t-3)			-0,628
CF / Assets (t-1)	-9,002***	-8,688***	-8,962***
CF / Assets (t-2)		1,447	0,396
CF / Assets (t-3)			3,898***
Equity / Debt (t-1)	-5,707***	-5,854***	-5,901***
Equity / Debt (t-2)		-0,071	-0,251
Equity / Debt (t-3)			0,039
Sales / Assets (t-1)	-0,315***	-0,143	-0,087
Sales / Assets (t-2)		-0,496***	-0,160
Sales / Assets (t-3)			-0,691***
Effetti fissi di anno e settore	Sì	Sì	Sì
Osservazioni	70.896	70.896	70.896
Pseudo-R ²	0,488	0,497	0,507
AUC	0,979	0,980	0,979

Campione comune con regressori disponibili a t-1, t-2 e t-3 (70.896 osservazioni, 101 eventi). Errori standard robusti clusterizzati a livello di impresa. * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$.

I quattro coefficienti a *t-1* restano protettivi e significativi (test di Wald congiunto, $\chi^2 = 395,4$; $p < 0,001$). Il blocco dei ritardi a due anni non risulta congiuntamente significativo all'interno del modello dinamico completo ($\chi^2 = 3,0$; $p = 0,55$), pur avendo un coefficiente individualmente significativo. Il blocco a tre anni è congiuntamente significativo ($\chi^2 = 21,4$; $p < 0,001$), ma comprende segni controintuitivi (*Cash Flow / Assets* diventa positivo), esito tipico dell'inserimento simultaneo di più ritardi della stessa variabile. La capacità esplicativa cresce solo lievemente (pseudo-R² da 0,488 a 0,507) e la capacità discriminante resta pressoché invariata (AUC tra 0,979 e 0,980): l'informazione utile si concentra nell'anno precedente l'evento e i ritardi più lontani aggiungono poco.

Il quarto controllo riguarda la composizione del campione. Ristimando il modello compatto sul solo campione *matched* (338 imprese appaiate uno-a-uno, 1.471 osservazioni impresa-anno), in cui a ogni impresa in concordato è associato un controllo dello stesso settore e di dimensione simile, i due *driver* di generazione di cassa e patrimonializzazione restano fortemente negativi e significativi (*Cash Flow / Assets* -6,89, *Equity / Debt* -3,75), mentre *Working Capital / Assets* (-0,69) è significativo solo al 10% e *Sales / Assets* (-0,14) perde

significatività, coerentemente con la forte riduzione di numerosità del campione *matched*. La capacità esplicativa e discriminante resta elevata (pseudo- $R^2 = 0,495$; AUC = 0,934). I risultati non sono quindi un effetto della composizione del gruppo di controllo.

Il quinto controllo cambia il metodo di stima. Al *logit* a tempo discreto si affianca un modello di Cox a rischi proporzionali, un metodo di analisi della sopravvivenza che, invece della probabilità di ingresso in un dato anno, modella il rischio istantaneo dell'evento trattando il tempo come continuo, senza imporre una forma al rischio di base; "rischi proporzionali" è l'ipotesi che l'effetto di ciascun indicatore sul rischio resti costante nel tempo: l'indicatore moltiplica il rischio per uno stesso fattore a un anno come a tre anni dall'evento. Sul campione naturale tutti e quattro gli *hazard ratio* sono inferiori all'unità e significativi (*Working Capital / Assets* 0,30, *Cash Flow / Assets* $\approx 0,0001$, *Equity / Debt* 0,013, *Sales / Assets* 0,89), cioè tutti protettivi come i coefficienti negativi del *logit*. L'ipotesi di rischi proporzionali non è rifiutata (χ^2 globale 27,1; $p = 0,17$). Lo stesso vale, in modo ancora più netto, sul campione *matched* ($\chi^2 = 4,2$; $p = 0,999$), dove nessuno dei quattro *driver* mostra segni di violazione dell'assunzione. I risultati non dipendono dunque dal modo in cui si tratta il tempo.

Il sesto controllo, riportato nella Tabella 19, verifica che la struttura non sia trainata da un solo settore, ristimando il modello separatamente per manifatturiero (C), costruzioni (F) e commercio (G), i tre comparti più rappresentati nel campione.

Tabella 19 - Modello compatto per settore (C, F, G)

Driver	C – Manifattura	F – Costruzioni	G – Commercio	Tutti
WC / Assets	-2,120***	-0,969*	-1,332**	-1,370***
CF / Assets	-11,289***	-11,079***	-6,973***	-9,767***
Equity / Debt	-3,208***	-3,741***	-6,823***	-4,567***
Sales / Assets	-0,536***	-0,621**	-0,257***	-0,286***
Osservazioni	62.823	11.516	45.544	159.036
Pseudo- R^2	0,474	0,373	0,437	0,437
AUC	0,979	0,973	0,981	0,975

Effetti fissi di anno in tutte le colonne; effetti fissi di settore solo nella colonna "Tutti" (entro un singolo settore sono costanti). Errori standard robusti clusterizzati a livello di impresa; indicatori ritardati di un anno. * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$.

Cash Flow / Assets ed *Equity / Debt* sono fortemente significativi in tutti i settori e *Sales / Assets* è significativo ovunque. *Working Capital / Assets* è il *driver* meno stabile tra i settori:

nelle costruzioni (F) la sua significatività si riduce al livello del 10%, coerentemente con cicli di lavoro e strutture di circolante atipici, mentre resta pienamente significativo negli altri comparti.

L'analisi di importanza *leave-one-out*, riportata nella Tabella 20 e ripetuta all'interno di ciascun settore, conferma che a guidare la capacità esplicativa sono gli stessi due *driver* in ogni settore.

Tabella 20 - Analisi *leave-one-out* all'interno dei settori principali

Driver	C – Manifattura	F – Costruzioni	G – Commercio
WC / Assets	13,2%	6,1%	8,5%
CF / Assets	55,4%	53,1%	26,9%
Equity / Debt	22,4%	30,6%	50,1%
Sales / Assets	9,0%	10,1%	14,4%

Contributo marginale (*leave-one-out*) allo $\text{pseudo-}R^2$, in percentuale sul totale. Eventi: 72 (C), 33 (F), 45 (G).

Flussi di cassa e patrimonializzazione spiegano insieme gran parte del potere esplicativo del modello in ogni settore, cambia però l'ordine: *Cash Flow / Assets* guida nel manifatturiero e nelle costruzioni, *Equity / Debt* nel commercio. *Working Capital / Assets* e *Sales / Assets* restano ovunque secondari.

Un ultimo riscontro, con un metodo che non richiede la stima del modello, viene dalle curve di sopravvivenza di Kaplan-Meier, costruite suddividendo le imprese in quartili sul valore di ciascun *driver* (Figura 8).

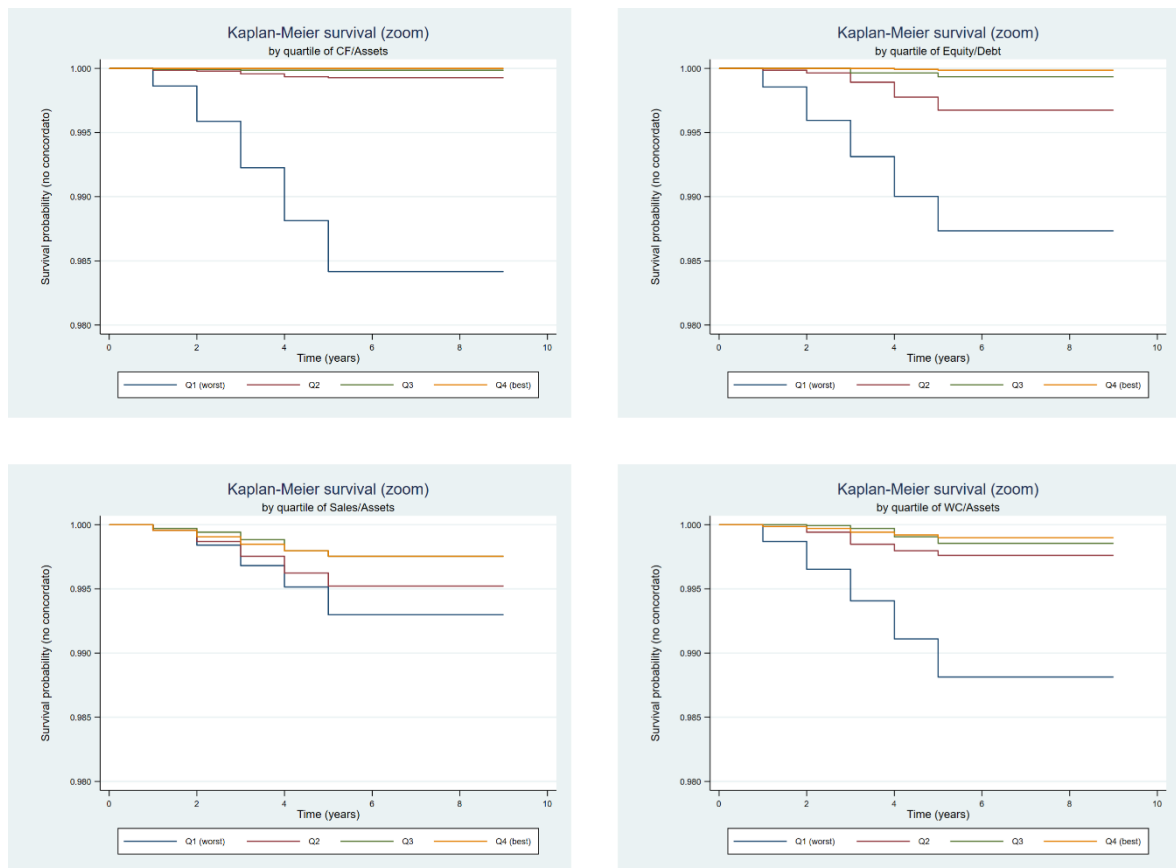


Figura 8 - Curve di sopravvivenza Kaplan-Meier sui driver del modello compatto

Curve di sopravvivenza di Kaplan-Meier (probabilità di non ingresso in concordato) per quartile di ciascun driver del modello compatto; Q1 è il quartile più sfavorevole, Q4 il più favorevole. L'asse verticale è ristretto all'intervallo 0,980-1,000 per rendere visibili i distacchi, data la rarità dell'evento. Test log-rank riportato nel testo.

Le imprese con i valori peggiori dei *driver* sopravvivono nettamente meno (test *log-rank*, $p < 0,001$). Il divario tra le curve è più ampio per la generazione di cassa ($\chi^2 = 605,6$), seguita da *Equity / Debt* ($\chi^2 = 338,1$) e *Working Capital / Assets* ($\chi^2 = 265,6$), e più contenuto per *Sales / Assets* ($\chi^2 = 47,6$).

L'analisi di Kaplan-Meier mostra che i quartili peggiori di ciascun indicatore accumulano un numero di ingressi in concordato nettamente superiore; rimane però da capire in quale arco temporale il rischio si manifesta. Si osserva quindi, nella Tabella 21, la probabilità cumulata di ingresso in concordato a uno, due, tre, quattro e sei anni.

Tabella 21 - Probabilità cumulata di ingresso in concordato (quartile peggiore)

Driver (Q1)	1 anno	2 anni	3 anni	4 anni	6 anni
WC / Assets	0,13%	0,35%	0,59%	0,89%	1,19%
CF / Assets	0,14%	0,41%	0,77%	1,19%	1,58%
Equity / Debt	0,14%	0,41%	0,69%	1,00%	1,27%
Sales / Assets	0,04%	0,16%	0,32%	0,48%	0,70%

Probabilità cumulata di ingresso per le imprese nel quartile più sfavorevole (Q1) di ciascun indicatore. L'ampiezza della finestra di osservazione limita l'affidabilità della stima oltre i sei anni.

La probabilità cumulata aumenta progressivamente per tutti i *driver* e raggiunge i valori più elevati per *Cash Flow / Assets* ed *Equity / Debt*. Già al primo anno, i quartili peggiori per generazione di cassa, patrimonializzazione e capitale circolante presentano una probabilità cumulata superiore al tasso annuo medio del campione (0,123%). Inoltre, il secondo quartile di *Equity / Debt* mostra, già nei primi anni, un'incidenza cumulata visibilmente superiore a quella del secondo quartile di *Cash Flow / Assets*, la cui incidenza cumulata resta invece più vicina a quella dei quartili migliori (Figura 9).

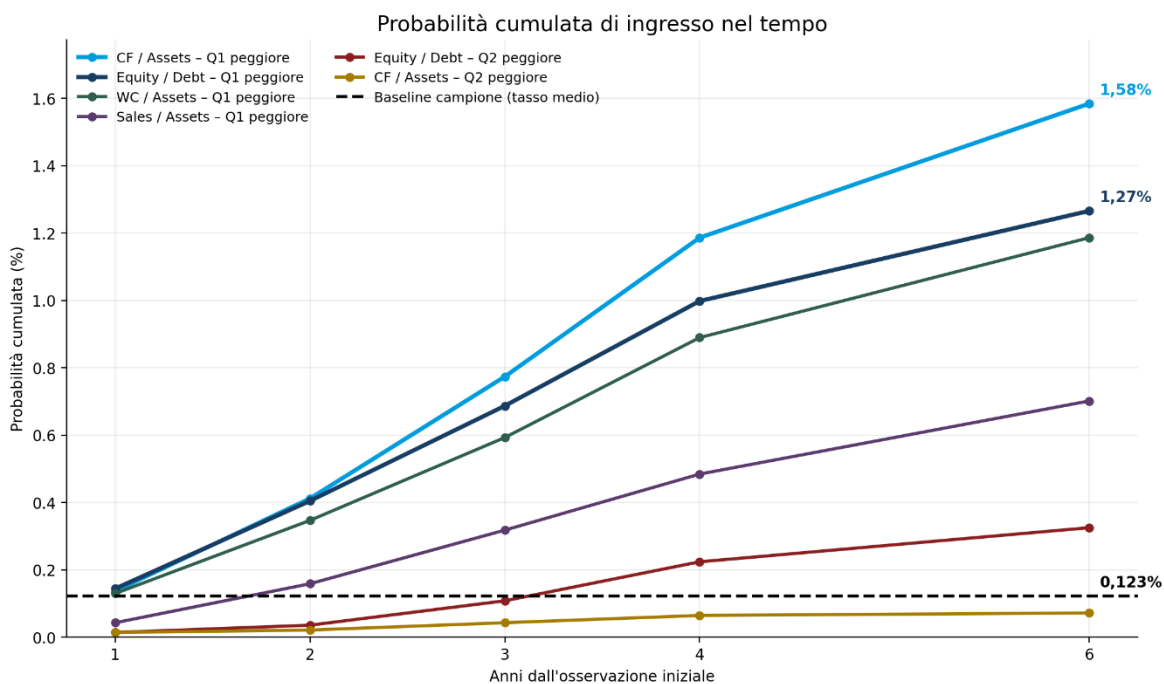


Figura 9 - Probabilità cumulata di ingresso in concordato nel tempo

Probabilità cumulata di ingresso in concordato per le imprese nel quartile più sfavorevole (Q1) di ciascun driver; per i due driver dominanti (*Cash Flow / Assets* ed *Equity / Debt*) è riportato anche il secondo quartile (Q2). La linea tratteggiata è il tasso medio del campione (0,123%). L'asse orizzontale indica gli anni dall'osservazione iniziale.

La probabilità cumulata non consente però, da sola, di individuare gli anni nei quali si concentra il maggior numero di ingressi. La Tabella 22 scompone quindi il totale osservato a sei anni, mostrando la quota che matura in ciascun intervallo temporale.

Tabella 22 - Quota di ingressi per anno (% sul totale a sei anni)

Driver (Q1)	1° anno	2° anno	3° anno	4° anno	oltre il 4°
WC / Assets	11,0%	18,3%	20,7%	25,0%	25,0%
CF / Assets	8,7%	17,4%	22,8%	26,0%	25,1%
Equity / Debt	11,4%	20,6%	22,3%	24,6%	21,1%
Sales / Assets	6,2%	16,5%	22,7%	23,7%	30,9%

Quota di ingressi del quartile peggiore che matura in ciascun anno, in percentuale del totale osservato a sei anni.

Il rischio non è immediato, ma si costruisce progressivamente. La quota di ingressi è minima nel primo anno, tra il 6% e l'11% del totale, e cresce poi anno dopo anno, fino a raggiungere il massimo nel quarto, quando per ogni *driver* entrano tra il 23% e il 26% degli ingressi. Cumulativamente, entro i primi quattro anni matura tra il 69% e il 79% degli ingressi osservati: il 79% per *Equity / Debt*, il 75% per *Cash Flow / Assets* e *Working Capital / Assets*, il 69% per *Sales / Assets*. Dopo il quarto anno il ritmo rallenta.

Una lettura complementare è fornita dalla Tabella 23, che riporta la variazione relativa della probabilità cumulata tra gli orizzonti temporali successivi.

Tabella 23 - Variazione probabilità di ingresso per intervallo considerato (quartile peggiore)

Driver (Q1)	1 → 2 anni	2 → 3 anni	3 → 4 anni	4 → 6 anni
WC / Assets	+167%	+71%	+50%	+33%
CF / Assets	+200%	+88%	+53%	+34%
Equity / Debt	+180%	+70%	+45%	+27%
Sales / Assets	+267%	+100%	+52%	+45%

Variazione relativa della probabilità cumulata tra orizzonti successivi (quartile Q1).

La probabilità cumulata cresce in termini relativi soprattutto nei primi anni (fino al +267% tra il primo e il secondo) e sempre meno in seguito (fino al +53% tra il terzo e il quarto). Questo andamento non indica che nei primi anni entri un numero maggiore di imprese, ma dipende dal fatto che le variazioni percentuali sono calcolate su una base iniziale molto ridotta. La lettura combinata della Tabella 22 e della Tabella 23 fornisce il quadro corretto: il rischio cresce rapidamente in termini relativi nelle fasi iniziali, ma è negli anni centrali, soprattutto tra il terzo e il quarto, che si concentra il maggior numero di ingressi.

Un controllo a parte merita il *Net Debt / EBITDA*, il cui coefficiente negativo nella famiglia *Practitioners* è controintuitivo: una leva maggiore dovrebbe accrescere il rischio, non ridurlo. L'anomalia riflette però un problema di misura, non una relazione economica. Già sul piano descrittivo le imprese trattate presentano un *Net Debt / EBITDA* medio più alto dei controlli (5,2 contro 1,5), cioè nella direzione attesa. Un *Net Debt / EBITDA* negativo può derivare da un EBITDA negativo (spia di *distress* avanzato) oppure da una posizione finanziaria netta negativa (tipica di imprese solide): lo stesso segno racchiude condizioni economiche opposte. La Tabella 24 scompone quindi il tasso di ingresso in base al segno dell'EBITDA, della posizione finanziaria netta e del rapporto *Net Debt / EBITDA*.

Tabella 24 - Tasso di ingresso per segno di EBITDA, posizione finanziaria netta e *Net Debt / EBITDA*

Condizione (a t-1)	Quota osservazioni	Tasso di ingresso
EBITDA > 0	93,6%	0,023%
EBITDA < 0	6,4%	1,58%
Posizione finanziaria netta > 0 (debito netto)	58,1%	0,198%
Posizione finanziaria netta < 0 (cassa netta)	41,6%	0,018%
<i>Net Debt / EBITDA</i> > 0	57,2%	0,039%
<i>Net Debt / EBITDA</i> < 0	42,5%	0,235%

*Campione comune (159.036 osservazioni, 196 eventi). Indicatori ritardati di un anno. Il tasso di ingresso è la frequenza di ingresso in concordato all'interno di ciascun gruppo. La posizione finanziaria netta (NFP) è il numeratore del rapporto *Net Debt / EBITDA*. Le quote non sommano al 100% per la presenza di valori nulli o non definiti dell'aggregato.*

Le imprese con EBITDA negativo hanno un tasso di ingresso in concordato dell'1,58%, circa settanta volte quello delle imprese con EBITDA positivo (0,023%), mentre quelle con cassa netta sono le più sicure in assoluto (0,018%). Mescolando i due casi, il *Net Debt / EBITDA* negativo finisce per avere un tasso intermedio (0,235%) che diluisce il forte segnale dell'EBITDA negativo. A ciò si aggiunge il fatto che l'EBITDA, al denominatore, è spesso prossimo allo zero, il che rende instabile il rapporto (la dispersione prima della winsorizzazione è enorme).

Per verificare se l'anomalia del segno persista allontanandosi dall'evento, la Tabella 25 riporta la famiglia *Practitioners* stimata separatamente a uno, due e tre anni dall'ingresso in concordato.

Tabella 25 - *Net Debt / EBITDA e ciclo del circolante (famiglia Practitioners) a t-1, t-2 e t-3*

Indicatore	t-1	t-2	t-3
Net Debt / EBITDA	-0,0286***	0,0311***	0,0413***
Δ DSO	-0,0036**	-0,0072***	-0,0023
Δ DPO	0,0055***	0,0047***	0,0021
Δ DOI	-0,0001	-0,0002	-0,0001
Effetti fissi di anno e settore	Sì	Sì	Sì
Osservazioni	70.896	70.896	70.896
Pseudo-R ²	0,040	0,038	0,028
AUC	0,720	0,718	0,690

*Campione comune con regressori disponibili a t-1, t-2 e t-3 (70.896 osservazioni, 101 eventi). Errori standard robusti clusterizzati a livello di impresa. * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$. Coefficienti riportati a quattro decimali data la scala ridotta degli indicatori Practitioners.*

Allontanandosi dall'evento, il *Net Debt / EBITDA* assume il segno atteso: il coefficiente è positivo e significativo a due e tre anni dall'ingresso in concordato (+0,031 e +0,041). È invece nell'anno immediatamente precedente che perde stabilità e diventa negativo, proprio quando l'EBITDA è più spesso nullo o negativo.

Restringendo il campione alle sole imprese con *Net Debt* ed EBITDA positivo, cioè quelle con il rapporto ben definito, il coefficiente torna positivo e significativo nel *benchmark* semplice (0,074; $p < 0,001$), ma il sotto-campione contiene solamente 29 eventi. Il segno negativo a un anno coglie un fenomeno reale (l'EBITDA negativo come segnale di *distress*) ma attraverso l'indicatore inadatto a rappresentarlo, per questo il *Net Debt / EBITDA* non entra nel modello compatto: in prossimità del concordato sono altri gli indicatori contabili che offrono una lettura più stabile e interpretabile.

Nel complesso, i risultati del modello compatto resistono al cambio della *proxy* di liquidità e della forma degli indicatori (livelli o variazioni), alla struttura temporale dei ritardi, alla composizione del campione, al metodo di stima e all'eterogeneità settoriale, oltre a trovare conferma nelle curve di sopravvivenza. È la prima parte della risposta alla quinta domanda di ricerca, che la validazione *out-of-sample* della sezione successiva completa. Le anomalie note restano ai margini e non intaccano l'evidenza centrale.

5.9 Validazione out-of-sample e stabilità temporale

Le sezioni precedenti hanno ricostruito il ruolo dei *driver* all'interno del campione di stima. Questa sezione ne mette alla prova la solidità fuori campione, verificando quali di quelle regolarità dipendano dal campione osservato e quali invece reggano su imprese e anni che il modello non ha mai visto. La Tabella 26 introduce la validazione *out-of-sample*,

confrontando il campione comune con gli insiemi di *training* e *test* utilizzati per valutare la tenuta del modello compatto su imprese e anni non impiegati nella stima.

Tabella 26 - Campione comune e validazione out-of-sample: numerosità, ingressi e capacità del modello compatto

Campione	Comune	OOS – Training	OOS – Test
Osservazioni	159.036	222.858	189.371
Eventi	196	223	115
Pseudo-R ²	0,437	0,388	-
AUC	0,975	0,963	0,966

Il campione comune (159.036 osservazioni) richiede gli indicatori di tutte e tre le famiglie ed è la base delle metriche riportate nel capitolo 5; il training e il test riguardano il solo modello compatto e includono gli effetti fissi di settore ma non quelli di anno, non estrapolabili ad anni non osservati. Le differenze tra la colonna comune e quelle out-of-sample riflettono campione e specificazione diversi, non una perdita di capacità: il confronto omogeneo è tra training e test.

Il modello compatto è ristimato sul solo periodo fino al 2020 (222.858 osservazioni impresa-anno e 223 ingressi) e le probabilità così ottenute sono applicate al periodo 2021-2024 (189.371 osservazioni e 115 ingressi), senza che queste abbiano in alcun modo concorso alla stima. A tal fine il *panel* è esteso fino al 2024, con l'acquisizione dei bilanci più recenti e dei 136 ingressi in concordato individuati nel periodo di *test*. Gli ingressi effettivamente utilizzabili nella validazione sono però 115, a causa del requisito di disponibilità dei quattro *driver* ritardati. Il numero di osservazioni del *training* è superiore a quello del campione comune delle analisi principali (159.036 osservazioni, 196 ingressi): quest'ultimo, dovendo confrontare le tre famiglie sugli stessi dati, imponeva la presenza simultanea di tutti i loro indicatori, mentre la validazione riguarda il solo modello compatto e richiede solamente i quattro *driver*, disponibili per un numero maggiore di osservazioni impresa-anno.

La capacità di discriminazione si trasferisce quasi intatta: l'AUC passa da 0,963 nel *training* a 0,966 nel *test*, con un ottimismo pari a $-0,003$. Il *test* è quindi persino lievemente superiore al *training*. Il risultato non poggia inoltre su un singolo anno: l'AUC resta elevata su ciascun esercizio del *test* (0,971 nel 2021, 0,987 nel 2022, 0,953 nel 2023, 0,960 nel 2024). La tenuta non dipende neppure dagli effetti di settore: rimuovendoli, l'AUC nel *test* resta 0,965. Il confronto corretto è quello tra *training* e *test* (0,963 contro 0,966), non tra l'AUC *out-of-sample* e lo 0,975 *in-sample* delle analisi principali: quest'ultimo poggia su un campione diverso (il campione comune) e su una specificazione diversa (include gli effetti fissi di anno, qui necessariamente assenti), e accostarli darebbe l'impressione di una perdita di potere che in realtà non c'è.

Per quanto riguarda la calibrazione, l'ordinamento delle imprese per rischio si trasferisce intatto, mentre il livello richiede una ricalibrazione. Il modello grezzo prevede in media una probabilità di circa lo 0,10%, contro una frequenza osservata nel 2021-2024 di circa lo 0,06%: sovrastima quindi il livello di circa il 70%, perché nel periodo di *test* il tasso di ingresso è più basso di quello del periodo di *training*, su cui il modello è stato ristimato. La forma della relazione, però, è corretta: la pendenza di calibrazione è 0,957, vicina all'unità, segno che le probabilità non sono né troppo estreme né troppo appiattite. È sufficiente allora una ricalibrazione della sola intercetta per riallineare il livello medio a quello osservato, dopo la quale il *Brier score* migliora leggermente (da 0,000585 a 0,000568); il miglioramento è contenuto in valore assoluto solo perché, con un evento tanto raro, l'indice assume comunque valori piccolissimi.

Dei modelli storici, in sostanza, non si trasferisce il livello assoluto del rischio, legato al periodo e al contesto, ma l'ordinamento relativo delle imprese. Il calo del tasso nel 2021-2024 riflette probabilmente il contesto istituzionale di quegli anni, ed è la ragione per cui, per usare il modello in un nuovo periodo, se ne deve ricalibrare il livello, mentre la graduatoria di rischio che produce resta valida. La Tabella 27 esamina quindi la capacità operativa del modello nel campione di *test*, confrontando sensibilità, specificità ed errori di classificazione a diverse soglie.

Tabella 27 - Classificazione out-of-sample (2021-2024)

Soglia	Sensibilità	Specificità	Type I (ingressi mancati)	Type II (falsi allarmi)
1%	0,70	0,99	34 (30%)	2.316 (1%)
0,5%	0,73	0,98	30 (27%)	3.378 (2%)
Top 5% ($\approx 0,15\%$)	0,83	0,95	19 (17%)	9.340 (5%)
Youden ($\approx 0,10\%$)	0,90	0,92	11 (10%)	14.676 (8%)
Frequenza evento ($\approx 0,06\%$)	0,93	0,87	8 (7%)	25.448 (13%)

Campione con 189.371 osservazioni, 115 ingressi. Sensibilità: quota di ingressi in concordato correttamente segnalati; specificità: quota di osservazioni senza ingresso correttamente classificate.

Prima di interpretare i risultati, va precisato che, dei 115 ingressi del *test*, 3 ricadono in settori privi di ingressi in concordato nel periodo di *training* e non ricevono una previsione, perché il relativo effetto fisso di settore non è stimabile. Le analisi riportate sono pertanto riferite ai 112 ingressi classificabili. Concentrando l'attenzione sulle osservazioni più a rischio, il 5% con probabilità prevista più alta intercetta 93 ingressi (l'83%), una quota inferiore al 90% osservato *in-sample* ma ancora elevata. Alla soglia di Youden il modello intercetta 101 dei

112 ingressi (90,2%) e classifica correttamente il 92,2% delle osservazioni senza ingresso. Resta però la fisionomia tipica di un evento raro: ai 101 ingressi correttamente segnalati si accompagnano quasi 15.000 falsi allarmi, semplicemente perché le imprese sane sono la quasi totalità del campione.

A differenza della validazione predittiva, nella quale il modello stimato fino al 2020 viene applicato agli anni successivi, un'ultima verifica ristima separatamente il modello nei due periodi, per valutare se la struttura economica delle relazioni rimanga stabile al mutare del contesto. La Tabella 28 confronta i coefficienti ottenuti nel periodo di *training* e nel periodo 2021-2024.

Tabella 28 - Modello compatto ristimato sui due periodi

Driver	Training (≤ 2020)	Test (2021-2024)
WC / Assets	-1,366***	-2,837***
CF / Assets	-8,892***	-7,043***
Equity / Debt	-5,144***	-4,510***
Sales / Assets	-0,123***	-0,081
Effetti fissi di anno e settore	Sì	Sì
Osservazioni	222.013	183.823
Eventi	223	115
Pseudo-R ²	0,392	0,414

Errori standard robusti clusterizzati a livello di impresa; indicatori ritardati di un anno. *** $p < 0,01$. Le numerosità differiscono da quelle della Tabella 26 perché qui entrambi i periodi sono impiegati in stima, con effetti fissi di anno e settore: le osservazioni perfettamente determinate dagli effetti fissi sono escluse.

L'identità e la direzione dei *driver* sono stabili: tutti e quattro i coefficienti restano negativi in entrambi i periodi. *Working Capital / Assets*, *Cash Flow / Assets* ed *Equity / Debt* restano significativi, mentre *Sales / Assets*, già caratterizzato dal contributo esplicativo più contenuto nel campione originario, perde significatività nel 2021-2024. Anche lo pseudo-R² rimane comparabile, passando da 0,392 a 0,414.

La stabilità dei segni non implica, tuttavia, che il contributo relativo dei singoli *driver* rimanga invariato. Per esaminare questo aspetto, l'analisi *leave-one-out* dello pseudo-R² è ripetuta separatamente nei due periodi (Figura 10).

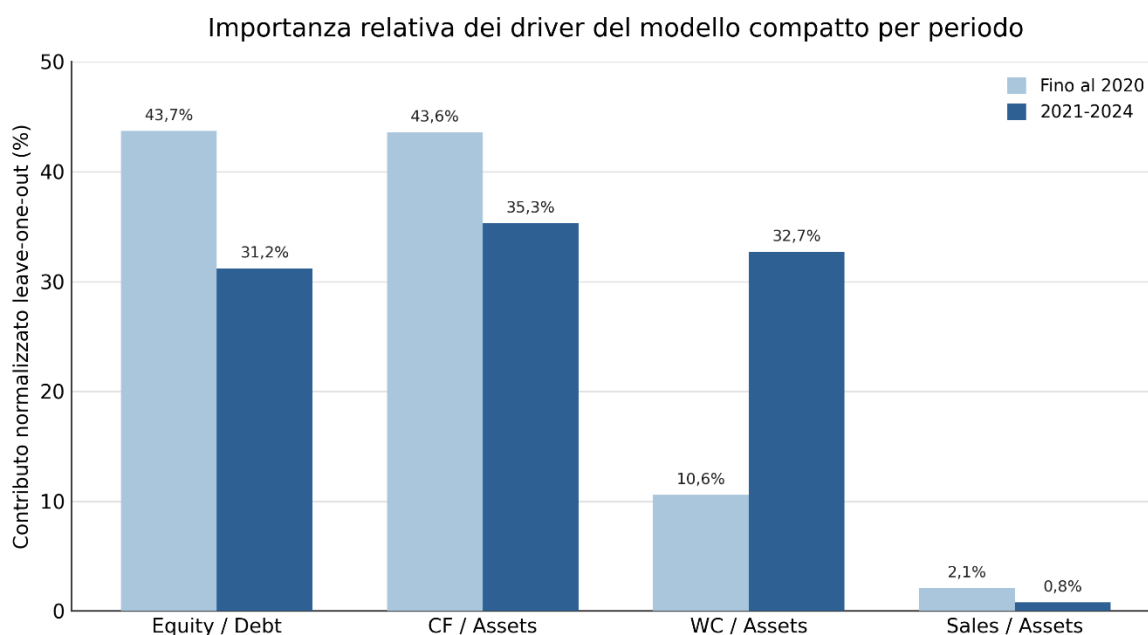


Figura 10 - Importanza relativa dei driver del modello compatto nei due periodi

Quota leave-one-out dello pseudo- R^2 di ciascun driver, ottenuta stimando il modello compatto separatamente sul periodo fino al 2020 e su quello 2021-2024. Effetti fissi di anno e settore inclusi in entrambe le stime.

Il peso relativo di ciascun *driver* varia sensibilmente: fino al 2020 la solidità patrimoniale e la generazione di cassa dominano il contributo esplicativo, con quote rispettivamente pari al 43,7% e al 43,6%, per un totale di circa l'87% (in linea con la quota prossima all'80% osservata sul campione comune, pur su una base campionaria diversa). La liquidità assume un ruolo minore, pari al 10,6%. Nel periodo 2021-2024 il peso si redistribuisce: la liquidità sale al 32,7% mentre *Cash Flow / Assets* ed *Equity / Debt* scendono rispettivamente al 35,3% e al 31,2%.

La gerarchia tra i *driver*, dunque, non è un dato assoluto ma dipende anche dal periodo osservato: resta ferma la centralità della generazione di cassa e della patrimonializzazione, mentre la liquidità, secondaria nel periodo di stima, acquista peso nel 2021-2024. Si completa così la risposta alla quinta domanda di ricerca.

6 Conclusioni

6.1 Sintesi del lavoro e risposta alle domande di ricerca

Questo lavoro di tesi ha analizzato i *driver* economico-finanziari in grado di anticipare l'ingresso in concordato delle imprese private italiane. L'obiettivo, dichiarato fin dall'inizio, era interpretativo: individuare quali dimensioni di bilancio precedono la procedura, in che direzione e con quale intensità, più che massimizzare la capacità predittiva di uno strumento. A questo scopo è stato impiegato un modello *logit* di *hazard* a tempo discreto.

Il percorso è partito dal confronto tra tre modelli di riferimento, uno ispirato alla prassi professionale, uno alle logiche del Codice della crisi e uno alla tradizione nata con Altman (D2). Gli ultimi due si sono rivelati più utili del primo, ma comunque non ottimali, limitati da segni non sempre coerenti con le attese.

Da qui la ricerca di un modello compatto che non sacrificasse la capacità esplicativa (D3): i quattro indicatori selezionati, *Working Capital / Assets*, *Cash Flow / Assets*, *Equity / Debt* e *Sales / Assets*, riassumono le dimensioni di liquidità, generazione di cassa, solidità patrimoniale ed efficienza degli attivi, raggiungendo un'elevata capacità esplicativa e discriminante (pseudo- R^2 di 0,437 e AUC di 0,975), in linea con quella dei modelli più estesi. Ne risulta un modello essenziale e facilmente leggibile, senza perdita sostanziale di informazione, che ha fatto da base per le analisi.

Quanto alla prima domanda di ricerca (D1), *Equity / Debt* e *Cash Flow / Assets* assorbono insieme circa l'80% della capacità esplicativa del modello, con liquidità ed efficienza degli attivi in un ruolo di supporto. Tra i due è emersa una distinzione: se si guarda a quanto un *driver* muove la probabilità prevista di concordato, è la solidità patrimoniale a dominare; se si guarda a quanto un *driver* contribuisce a spiegare l'ingresso una volta considerati gli altri, è la generazione di cassa a ricevere il riscontro più uniforme.

Quanto al segno e all'intensità con cui ciascun indicatore incide sul rischio (D4), tutti e quattro agiscono in senso protettivo: un loro deterioramento aumenta la probabilità di ingresso in concordato, e in misura maggiore di quanto un pari rafforzamento la riduca, asimmetria in parte legata alla natura della misura, ma coerente con una lettura *early-warning* centrata sul lato negativo. L'effetto dipende inoltre dal punto di partenza e, per i due *driver* principali, si possono individuare alcuni valori di riferimento particolarmente informativi. Per la solidità patrimoniale il rischio resta trascurabile finché *Equity / Debt* si

mantiene sopra l'unità (circa 0,002%), sale al diminuire del rapporto (0,049% a quota 0,25) e raggiunge la media del campione (0,123%) solo quando è quasi azzerato, intorno a 0,04. Per la generazione di cassa il rischio è contenuto finché *Cash Flow / Assets* resta ampiamente positivo (circa 0,008% a quota 0,20), cresce avvicinandosi allo zero (0,057% in corrispondenza dell'azzeramento) e supera la media del campione intorno al -8% dell'attivo.

Sul piano temporale, nel quartile più fragile la maggior parte degli ingressi osservati si concentra entro quattro anni, con il picco tra il terzo e il quarto. Il 5% di osservazioni con rischio stimato più elevato intercetta inoltre circa il 90% degli ingressi effettivi, con una probabilità media pari a oltre quindici volte quella del campione.

Questo quadro si conferma stabile al variare dell'orizzonte temporale, della specificazione, del settore e delle modalità di verifica, e regge anche su un periodo non osservato in fase di stima (D5). La validazione *out-of-sample* sul periodo 2021-2024 mostra che le regolarità individuate reggono su dati non usati per la stima: il modello conserva un'elevata capacità di ordinare le imprese per rischio, con un'AUC pari a 0,966, e il 5% di osservazioni con probabilità prevista più alta raccoglie comunque l'83% degli ingressi classificabili. Il solo livello assoluto delle probabilità richiede una ricalibrazione, poiché il tasso di ingresso in quel periodo è diverso da quello osservato negli anni precedenti.

Nel complesso, il lavoro mostra che pochi indicatori di bilancio, letti insieme, sono in grado di intercettare una situazione di *distress* che precede l'ingresso in concordato, e di descriverne composizione, intensità e sviluppo temporale.

6.2 Implicazioni

Per quanto riguarda le implicazioni metodologiche, il contributo principale non consiste nell'aver individuato nuovi indicatori, ma nel modo in cui quelli noti sono stati interpretati. L'analisi distingue infatti tra l'effetto di un *driver* sulla probabilità prevista e il suo apporto alla capacità esplicativa complessiva del modello: la solidità patrimoniale determina le variazioni più ampie del rischio stimato, mentre la generazione di cassa offre il maggiore contributo esplicativo, a parità degli altri indicatori.

Inoltre, l'analisi dell'importanza dei *driver* condotta con metodi diversi, basati sullo pseudo- R^2 del *logit* e sulla decomposizione dell' R^2 di un modello lineare, ha mostrato che l'effetto della solidità patrimoniale sulla probabilità di ingresso è fortemente non lineare: quasi

irrilevante nella decomposizione basata sul modello lineare, che non è in grado di coglierlo, e centrale nelle misure fondate sul *logit*.

Un'ulteriore indicazione riguarda la forma e la distanza temporale dell'informazione: i livelli degli indicatori risultano complessivamente più informativi delle variazioni recenti, mentre il loro contenuto informativo si attenua progressivamente all'aumentare della distanza dall'evento.

Sul piano applicativo, il lavoro offre un modello e una chiave di lettura utilizzabili da chi deve valutare la fragilità di un'impresa: banche e intermediari finanziari, fornitori, organi di controllo e revisori, fondi e investitori, società di consulenza, il management dell'impresa stessa e, più in generale, i *practitioners* della valutazione del rischio di impresa. Il primo messaggio è che pochi indicatori di bilancio, scelti in modo mirato, sono sufficienti a descrivere con buona precisione il profilo di rischio: un modello compatto e chiaro, fondato su solidità patrimoniale, generazione di cassa, liquidità ed efficienza degli attivi, può risultare preferibile a uno strumento più complesso ma poco leggibile, soprattutto quando l'obiettivo è capire e giustificare una valutazione, non solo produrla.

Il secondo messaggio riguarda i fronti su cui concentrare l'attenzione: patrimonializzazione e generazione di cassa. Valori di riferimento come un rapporto *Equity / Debt* che scende sotto 0,25 o un *Cash Flow / Assets* che si avvicina allo zero non costituiscono soglie operative, ma segnali che il rischio ha cominciato a crescere in misura rilevante: conviene che il monitoraggio si intensifichi già a quel punto, senza attendere che gli indicatori raggiungano i livelli ai quali il rischio previsto supera la media del campione.

Il modello stima il rischio a un anno, sul bilancio più recente, che è quello in cui il *distress* risulta più conclamato e leggibile; l'analisi di Kaplan-Meier mostra che questa fragilità è l'esito di un deterioramento iniziato anni prima: da quando un'impresa si colloca nel quartile più fragile su un indicatore, passano in media alcuni anni prima dell'ingresso in concordato, con un picco tra il terzo e il quarto anno. In questo senso gli indicatori si prestano a un monitoraggio su più esercizi consecutivi, con attenzione al livello e alla tendenza: non perché il modello preveda a lungo termine, ma perché la fragilità che coglie a un anno è già visibile, in forma più debole, negli esercizi precedenti, come conferma la buona capacità discriminante del bilancio di due o tre anni prima.

Un'ultima implicazione riguarda l'uso operativo del modello, che richiede una soglia di classificazione. Il lavoro non individua una soglia universale, poiché la scelta dipende dal costo attribuito agli ingressi mancati e ai falsi allarmi. È utile però illustrare il compromesso.

Con criteri puramente statistici, come la soglia di Youden, si intercetta l'89% degli ingressi (174 su 196), ma a fronte di circa 6.400 falsi allarmi, un numero che può risultare oneroso da gestire sul piano operativo. Alzando la soglia all'1% di rischio previsto si intercettano circa tre quarti degli ingressi, mentre i falsi allarmi scendono a circa 1.600, un quarto di quelli di Youden. È il compromesso che ogni utilizzatore deve calibrare: una soglia più alta rinuncia a intercettare una parte degli eventi, ma restituisce un insieme di segnalazioni più circoscritto e gestibile.

A questo si aggiunge una distinzione emersa dalla validazione fuori campione, rilevante per l'uso pratico: per ordinare le imprese per rischio il modello è impiegabile così com'è, perché l'ordinamento si trasferisce anche su un nuovo periodo. Solo se si vuole leggere la probabilità in valore assoluto occorre ricalibrarne il livello sul periodo di applicazione. Per gran parte degli usi di *screening*, che sono esercizi di graduatoria, la ricalibrazione non è necessaria.

6.3 Limiti

Il primo limite riguarda la portata temporale della validazione. La tenuta fuori campione è stata verificata attraverso un unico confronto, relativo al periodo 2021-2024, in cui l'ordinamento relativo del rischio si è trasferito, mentre il livello delle probabilità previste ha richiesto una ricalibrazione. La stabilità della calibrazione e delle soglie operative su periodi differenti e su un orizzonte temporale più lungo resta quindi da verificare.

Il secondo limite è la rarità dell'evento. L'ingresso in concordato è un fenomeno poco frequente, e il numero di eventi osservati resta contenuto in valore assoluto, anche se è sufficiente alla stima. Questo vale ancora di più a livello settoriale, dove i casi per singola sezione si riducono a poche decine. Le stime più disaggregate vanno perciò lette con cautela: colgono la direzione e l'ordine di grandezza dell'effetto, non un valore preciso su cui fare affidamento.

Il terzo limite riguarda l'orizzonte di osservazione. La finestra temporale disponibile comporta una censura a destra: le imprese non sono seguite indefinitamente. Questo si riflette nel fatto che l'incidenza cumulata si appiattisce dopo sei anni, non perché il rischio

si azzeri, ma perché non si hanno dati a disposizione. Il profilo temporale del rischio è affidabile nel medio termine, meno nel lungo.

Il quarto limite riguarda la definizione dell'evento. L'ingresso in concordato è un evento binario nel modello, mentre il *distress* finanziario che lo precede è un processo graduale. Il concordato è solo uno dei modi in cui quel deterioramento diventa osservabile, e non tutte le imprese in difficoltà vi entrano: resta un evento databile e centrale per questo lavoro, ma cattura una sola delle traiettorie possibili del *distress*. Un esame descrittivo dei falsi allarmi, presentato nella sezione 5.5, rafforza questa lettura: il modello sembra cogliere una fragilità più ampia del solo concordato, ma l'evidenza va interpretata con cautela.

Il quinto limite riguarda l'ampiezza dell'insieme di indicatori considerati. Pur mantenendo un'impostazione *accounting-based*, l'analisi esamina esclusivamente gli indicatori riconducibili alle famiglie *Altman-like*, *CCII-like* e *Practitioners*. Restano pertanto esclusi altri rapporti e misure costruibili a partire dalle medesime voci di bilancio, che potrebbero cogliere ulteriori dimensioni del *distress*. I risultati devono quindi essere riferiti alle tre famiglie selezionate e non all'intero insieme dei possibili indicatori contabili.

Il sesto limite riguarda la fonte e la natura dei dati. L'analisi si basa interamente su informazioni di bilancio tratte da una banca dati commerciale. Questa scelta non è un'omissione, ma il perimetro stesso dell'obiettivo: spiegare l'ingresso in concordato attraverso indicatori contabili, omogenei e sistematicamente disponibili per l'intero campione di imprese private. Altman et al. (2010) e Ciampi (2015) mostrano che variabili non contabili, come regolarità nel deposito dei bilanci e caratteristiche di *corporate governance*, possono aggiungere contenuto informativo; la loro inclusione avrebbe tuttavia modificato il perimetro *accounting-based* scelto.

Il settimo limite, più sottile, riguarda la qualità dei dati di bilancio. Rosner (2003) documenta che le aziende in una situazione di *distress* tendono a manipolare i valori contabili negli anni che precedono il *default* attraverso forme di *earnings management*, occultandone il dissesto. Ciò invita a interpretare con cautela soprattutto le grandezze di competenza (*accrual*), più esposte a manipolazione.

Da quest'ultimo punto emerge l'ottavo limite: non tutti gli ingressi in concordato risultano anticipati dai fondamentali di bilancio. Anche se il modello concentra circa il 90% degli ingressi nel 5% di osservazioni a rischio previsto più alto, una parte degli eventi riceve una valutazione di rischio contenuta e non viene intercettata. Ciò suggerisce che l'ingresso si è

verificato per cause che il bilancio non coglie o non coglie in tempo. L'esame dei 19 ingressi *in-sample* non intercettati, riportato nella sezione 5.5, indica che il mancato riconoscimento riflette soprattutto un limite temporale e informativo dell'approccio contabile, più che un'incapacità del modello di riconoscere segnali già presenti nei dati disponibili.

6.4 Sviluppi futuri

I limiti appena trattati indicano con naturalezza le direzioni in cui il lavoro può essere esteso.

Una prima direzione riguarda l'ampiezza e la granularità del campione. Un numero maggiore di eventi renderebbe più solide le analisi settoriali e il confronto tra i settori, che in questo lavoro poggiano su poche decine di casi per sezione. L'accesso a dati più recenti consentirebbe inoltre di estendere la finestra di osservazione. Ciò permetterebbe sia di replicare la validazione *out-of-sample* su ulteriori periodi e su un orizzonte più lungo, verificando la stabilità dell'ordinamento del rischio, della calibrazione e delle soglie operative, sia di seguire le imprese oltre il medio termine e valutare con maggiore affidabilità il profilo del rischio nel lungo periodo.

Una seconda direzione riguarda il confronto con altre procedure. Numerose imprese segnalate come fragili non entrano in concordato, ma giungono ad altri esiti. Mettere a confronto questi esiti o, ancora meglio, trattarli congiuntamente permetterebbe di capire se i *driver* individuati anticipano specificamente il concordato o, più in generale, intercettano il *distress* al di là della forma giuridica in cui si manifesta. Il fatto che le imprese a rischio previsto più alto non entrano in concordato approdino spesso ad altre procedure suggerisce la seconda lettura, e rende questa una direzione tanto naturale quanto promettente.

Una terza direzione riguarda l'ampliamento dell'insieme di indicatori contabili. Le tre famiglie considerate non esauriscono infatti le misure costruibili a partire dalle voci di bilancio. L'identificazione e l'analisi di ulteriori rapporti, anche definiti *ad hoc*, potrebbero consentire di cogliere dimensioni del *distress* non rappresentate dagli indicatori selezionati e di ottenere modelli più performanti, mantenendo l'impostazione *accounting-based* che ha guidato il lavoro.

Una quarta direzione riguarda l'integrazione di informazioni non contabili come caratteristiche di *governance*, dati macroeconomici e informazioni qualitative sull'impresa. Questi dati potrebbero migliorare l'individuazione dei casi in cui il *distress* emerge soltanto in prossimità dell'evento, e che il bilancio non riesce a intercettare. Si tratterebbe però di

un'estensione da soppesare, perché allontanerebbe il lavoro dalla scelta che lo ha guidato, ovvero usare dati di bilancio proprio perché disponibili, omogenei e sistematicamente reperibili per l'intero universo delle imprese private italiane.

Una direzione ulteriore, infine, riguarda ciò che segue l'evento. Questo lavoro si colloca nella tradizione della predizione del *distress*, cioè di ciò che precede l'ingresso in concordato. Lavori successivi potrebbero invece concentrarsi sulla fase che segue l'ingresso, il *restructuring* e il *turnaround*, per studiare come l'impresa si comporta dopo la procedura, quali strategie favoriscono l'uscita dalla crisi e quali imprese vi riescono.

Appendice

La presente appendice riporta l'elenco delle imprese trattate considerate nell'analisi. La Tabella 29 raccoglie le imprese entrate in concordato nel periodo 2015-2020 e utilizzate nell'analisi *in-sample*, mentre la Tabella 30 riporta quelle individuate nel periodo 2021-2024 per la validazione *out-of-sample*.

Tabella 29 - Imprese trattate del campione di stima

Codice fiscale	Ragione sociale	Fatturato pre-concordato (€)	ATECO 2007 (Sezione)	Anno di ingresso in concordato
00232290239	Cooperativa Tabacchi Verona Società Agricola	16.854.470	01.15.00 (A)	2015
04610931000	Atisale S.p.a.	28.411.480	08.93.00 (B)	2015
00623510377	Cantine Brusa S.p.a.	70.355.168	10.32.00 (C)	2015
00684580194	Holding Dolciaria Italiana S.r.l.	35.424.951	10.82.00 (C)	2015
00885540153	Mascioni S.p.a.	46.633.000	13.30.00 (C)	2015
01018240364	Ceramiche Gardenia Orchidea S.p.a.	59.055.746	23.31.00 (C)	2015
01275950036	Gruppo Centro Nord S.p.a.	18.443.813	23.61.00 (C)	2015
03641151000	Sacci S.r.l.	97.881.388	23.61.00 (C)	2015
01875340158	A.m.q. S.r.l.	71.662.754	23.99.00 (C)	2015
00173880410	Cima S.r.l.	12.227.190	25.10.00 (C)	2015
00070280391	Associazione Cooperativa Muratori & Affini Ravenna Soc. Coop. P.a.	76.567.018	41.20.00 (F)	2015
00203130133	Impresa Pietro Carsana E C. S.r.l.	31.709.470	41.20.00 (F)	2015
01297120634	Cedelt S.p.a.	63.634.554	42.22.00 (F)	2015
00139460406	Ceif Società Cooperativa	43.382.652	43.21.01 (F)	2015
01011690367	Bellentani Autoveicoli S.r.l.	59.317.502	45.11.01 (G)	2015
01277020242	Automarket Bonometti S.r.l.	17.650.085	45.19.01 (G)	2015

Codice fiscale	Ragione sociale	Fatturato pre-concordato (€)	ATECO 2007 (Sezione)	Anno di ingresso in concordato
01420070995	Enercore S.r.l.	86.537.976	46.71.00 (G)	2015
00311910533	Compagnia Prodotti Agro Ittici Mediterranei S.r.l.	24.600.239	68.20.02 (L)	2015
01148970427	Linea Marche S.r.l.	21.625.078	70.22.09 (M)	2015
09110521003	International Shipyards Ancona Group S.r.l.	122.352.686	71.10.00 (M)	2015
00126180645	Malzoni Research Hospital S.p.a.	24.318.244	86.10.10 (Q)	2015
01156030130	Filtex Como S.r.l.	10.057.115	13.30.00 (C)	2016
04004601003	List Fashion Group S.r.l.	12.960.637	14.19.29 (C)	2016
01608820468	Clean Paper S.r.l.	11.632.993	17.23.00 (C)	2016
01555200037	Metalbrass S.r.l.	13.094.071	25.99.99 (C)	2016
05026120963	Procond Elettronica S.r.l.	47.041.000	26.11.09 (C)	2016
13381780157	Oldcom S.r.l.	70.548.000	26.12.00 (C)	2016
00655130268	B.c.t. S.r.l.	35.394.516	32.12.10 (C)	2016
01773620248	Vi.manufatti S.r.l.	16.813.454	32.12.10 (C)	2016
02090330040	Marcopolo Engineering S.p.a. Sistemi Ecologici	12.183.392	35.11.00 (D)	2016
02605060926	Energ.it S.p.a.	44.595.153	35.14.00 (D)	2016
01617490162	Cg Costruzioni S.p.a.	10.930.940	41.20.00 (F)	2016
00104410253	Impresa Bal-co S.r.l.	33.446.887	41.20.00 (F)	2016
04134540378	Montanari S.r.l.	29.518.336	41.20.00 (F)	2016
01655110300	E.d. Impianti S.r.l.	14.694.353	43.21.01 (F)	2016
02011510803	Auto Calabria S.r.l.	14.245.887	45.11.01 (G)	2016
00929880334	Re Market S.r.l.	26.921.998	46.39.20 (G)	2016
02658140120	Caffe Cap S.r.l.	20.945.511	46.43.10 (G)	2016
04555670159	Metal Invest S.r.l.	42.461.904	46.77.10 (G)	2016
01908770231	Mario Bruschi S.p.a.	22.761.245	47.72.10 (G)	2016
00496450420	Guerrini S.p.a.	11.470.711	64.20.00 (K)	2016
02630420541	Modalis S.r.l.	12.552.462	74.10.29 (M)	2016
00735260622	Cmr S.p.a.	11.202.996	86.90.21 (Q)	2016

Codice fiscale	Ragione sociale	Fatturato pre-concordato (€)	ATECO 2007 (Sezione)	Anno di ingresso in concordato
03900090485	New Mill S.p.a.	23.956.452	13.10.00 (C)	2017
01277170138	Tessitura Colombo S.r.l.	14.110.742	13.92.00 (C)	2017
01187060445	Formentini S.r.l.	24.214.772	15.20.10 (C)	2017
01287660292	Deriplast S.r.l.	16.109.840	22.21.00 (C)	2017
03191290547	Gds S.r.l.	20.243.744	22.21.00 (C)	2017
02316380415	Industrie Pica S.r.l.	11.858.034	23.32.00 (C)	2017
01796480281	Italscale Fusalluminio S.r.l.	11.952.032	24.53.00 (C)	2017
04015870969	Polo S.r.l.	16.134.000	25.11.00 (C)	2017
07735910585	S.t.e. S.r.l.	10.181.309	27.00.00 (C)	2017
02528440155	Termozeta S.r.l.	12.610.764	27.51.00 (C)	2017
00758340368	Sitcar S.r.l.	16.757.515	29.20.00 (C)	2017
13351470151	Emmecidue S.r.l.	160.858.286	35.14.00 (D)	2017
01689940185	Waste Italia S.r.l.	57.763.428	38.10.00 (E)	2017
06244820152	C.r.e. Centro Ricerche Ecologiche S.r.l.	15.419.760	38.32.30 (E)	2017
01268980222	Sea S.r.l.	12.414.303	39.00.09 (E)	2017
03061990135	Como Costruzioni S.r.l.	13.028.358	41.20.00 (F)	2017
01393400922	Edilhouse S. Coop.	13.527.672	41.20.00 (F)	2017
00811240159	Elic Immobiliare S.r.l.	39.337.529	41.20.00 (F)	2017
07444580588	Baglioni S.r.l.	19.343.724	43.12.00 (F)	2017
00406070169	S.i.e.g. S.r.l.	10.559.868	43.21.01 (F)	2017
02132900396	Comart S.r.l.	51.230.332	43.99.00 (F)	2017
01543610180	Fondamenta S.p.a.	12.973.900	43.99.09 (F)	2017
02177610280	Agena S.r.l.	30.412.968	45.11.01 (G)	2017
06329031006	Antonelli Industrie Dolciarie S.p.a.	10.096.390	46.17.07 (G)	2017
01428370363	Fimar Carni S.p.a.	46.608.478	46.32.10 (G)	2017
04083050155	Dolciaria Ga-bor S.r.l.	11.977.687	46.37.02 (G)	2017
06756121007	Antonelli Group S.r.l.	12.596.833	46.39.20 (G)	2017
02972170175	Grumelli S.r.l.	12.970.021	46.42.40 (G)	2017
03857130961	Irtrading S.r.l.	108.201.800	46.72.10 (G)	2017
08759380010	Selfitalia S.r.l.	118.575.132	47.52.10 (G)	2017

Codice fiscale	Ragione sociale	Fatturato pre-concordato (€)	ATECO 2007 (Sezione)	Anno di ingresso in concordato
02342561202	Topco S.p.a.	20.979.066	49.41.00 (H)	2017
07669440583	Ica Foods S.p.a.	27.667.179	56.10.11 (I)	2017
03695320261	Dispa S.r.l.	17.002.794	68.10.00 (L)	2017
04860950288	Lanzone Ventuno S.r.l.	31.294.883	68.20.01 (L)	2017
04346230289	Newsystem S.r.l.	15.528.608	68.20.01 (L)	2017
03371880406	Excellent Sea Food S.r.l.	15.225.478	68.20.02 (L)	2017
00128240199	P.b. S.r.l.	42.063.712	68.20.02 (L)	2017
06138971004	H.t.s. S.r.l.	59.673.389	79.12.00 (N)	2017
00208600163	Ctf Group Soc. Coop. A R.l.	139.250.806	82.99.99 (N)	2017
00146740923	Consorzio Agrario Di Sardegna S.c. A R.l.	45.456.836	10.91.00 (C)	2018
00998620447	Nuova Centauro S.r.l.	15.518.810	15.20.10 (C)	2018
00101700441	Zeis Excelsa S.p.a.	30.042.612	15.20.10 (C)	2018
00166640540	Saxa Gualdo S.p.a.	19.060.576	23.31.00 (C)	2018
00165900549	F.a. S.p.a.	73.501.958	24.50.00 (C)	2018
02373170287	Fip Industriale S.r.l.	36.717.529	25.11.00 (C)	2018
01100740891	Tanko S.p.a.	10.576.670	25.29.00 (C)	2018
07969260012	Am S.p.a.	13.580.203	25.62.00 (C)	2018
09271620156	Omr Italia S.p.a.	10.838.037	26.11.09 (C)	2018
03222100244	Berica Impianti S.r.l.	12.884.243	27.11.00 (C)	2018
05988570486	Intersys S.r.l.	12.613.441	27.90.09 (C)	2018
01798020176	6.12 S.r.l.	17.384.451	28.11.20 (C)	2018
05255660960	Parcol S.r.l.	27.993.472	28.14.00 (C)	2018
00552410540	Nardi S.r.l.	12.275.663	28.30.00 (C)	2018
01302200330	Getecma S.p.a.	12.483.218	28.40.00 (C)	2018
00209720283	Griggio S.r.l.	11.014.694	28.49.09 (C)	2018
00368100152	Chateau D'ax S.p.a.	144.462.851	31.00.00 (C)	2018
08655440157	Meritalia S.p.a.	10.237.514	31.01.21 (C)	2018
10202781000	Holding Civitavecchia Servizi S.r.l.	12.106.563	36.00.00 (E)	2018
02126380795	Lamezia Multiservizi S.p.a.	22.411.440	38.11.00 (E)	2018
02573440647	Ecobuilding S.r.l.	13.537.002	38.12.00 (E)	2018

Codice fiscale	Ragione sociale	Fatturato pre-concordato (€)	ATECO 2007 (Sezione)	Anno di ingresso in concordato
00108370321	Costruzioni Generali Giuliane S.p.a.	11.262.436	41.20.00 (F)	2018
11420430156	Eco Costruzioni S.r.l.	14.382.072	41.20.00 (F)	2018
02940620160	Esiet S.r.l.	23.572.290	41.20.00 (F)	2018
00466810587	Impresa Pietro Cidonio S.r.l.	16.468.076	41.20.00 (F)	2018
05122790636	Cipa S.p.a.	24.939.000	42.13.00 (F)	2018
03568880375	Impresa Di Costruzioni Ing. E. Mantovani S.r.l.	82.109.169	42.21.00 (F)	2018
02213320985	Corbat S.r.l.	15.463.854	43.11.00 (F)	2018
03120030378	Grandi Lavori Fincosit S.p.a.	158.972.079	43.12.00 (F)	2018
11560631001	Nbi S.p.a.	57.626.000	43.21.01 (F)	2018
02004960288	Tonoimpianti S.r.l.	15.721.992	43.22.01 (F)	2018
13195190155	Nuova Trebicar S.r.l.	24.271.875	45.11.01 (G)	2018
02228370157	Frenocar S.p.a.	14.056.155	45.31.01 (G)	2018
01675240855	Ferrera S.r.l.	12.548.074	46.31.00 (G)	2018
01960080131	Nuova Distribuzione S.r.l.	142.285.942	46.39.20 (G)	2018
01375060199	Oppi Industria Alimentare S.r.l.	11.588.498	46.39.20 (G)	2018
02914760232	Franklin & Marshall S.r.l.	15.497.845	46.42.10 (G)	2018
00814540159	Marcucci S.r.l.	10.889.030	46.47.30 (G)	2018
00343570446	Kerofuel S.r.l.	16.149.204	46.71.00 (G)	2018
04599780154	Arcobaleno S.r.l.	17.525.834	46.73.20 (G)	2018
07233890156	Cometox S.r.l.	11.447.853	46.75.02 (G)	2018
03985690159	Gruppo Commercianti Associati General Market S.r.l.	192.842.094	47.11.20 (G)	2018
00341700086	Borea Uno S.r.l.	15.478.712	47.52.00 (G)	2018
02032500643	Sunset S.r.l.	12.288.715	47.59.10 (G)	2018
08376630151	Misco Italy S.r.l.	31.923.802	47.91.10 (G)	2018
01164640094	Ata S.p.a.	21.358.710	52.21.50 (H)	2018
03797090960	Dielle S.r.l.	22.051.396	52.29.22 (H)	2018

Codice fiscale	Ragione sociale	Fatturato pre-concordato (€)	ATECO 2007 (Sezione)	Anno di ingresso in concordato
08331040157	Gruppo Edicart S.r.l.	10.121.197	58.11.00 (J)	2018
01037000195	Immobiliare Fiammetta S.p.a.	17.416.206	68.10.00 (L)	2018
00110160413	Mercantini Mobili S.p.a.	12.432.315	68.20.01 (L)	2018
02440460133	Rex Supermercati S.r.l.	47.901.252	68.20.01 (L)	2018
03558270249	Fontana Lasermec S.r.l.	10.059.253	68.20.02 (L)	2018
05270621005	Aps S.p.a.	161.681.454	71.12.20 (M)	2018
01878330982	T. One S.r.l.	84.070.256	79.12.00 (N)	2018
01972620544	Maran S.p.a.	15.950.161	82.91.10 (N)	2018
04346140231	O.f.d. S.r.l.	34.646.188	01.11.20 (A)	2019
00283460376	S.a.p.a.b.a. S.p.a.	47.719.165	08.12.00 (B)	2019
00373490283	Agricola Berica Società Cooperativa	63.733.107	10.12.00 (C)	2019
00277960639	Salumificio Fratelli Spiezia S.p.a.	14.247.206	10.13.00 (C)	2019
02127560346	Vismara S.p.a.	60.996.056	10.13.00 (C)	2019
08841880969	The Organic Factory S.p.a.	21.908.419	10.61.20 (C)	2019
02060520034	Antico Forno A Legna S.r.l.	13.813.390	10.85.04 (C)	2019
01053130470	Tesmapri S.p.a.	12.059.038	13.90.00 (C)	2019
00229560164	Bolis S.p.a.	12.224.888	13.96.10 (C)	2019
00889390407	Alea Fashion Industries S.r.l.	10.874.706	14.14.00 (C)	2019
01820620548	Rucoline S.r.l.	22.207.162	15.20.10 (C)	2019
00111010195	Ravara S.r.l.	10.240.850	23.63.00 (C)	2019
02356510236	Lmv S.p.a.	20.880.628	25.11.00 (C)	2019
00206630204	Tecnofer S.p.a.	14.334.800	25.99.30 (C)	2019
00934360157	I.n.c.a. Industria Nazionale Cosmetici E Affini S.p.a.	26.169.025	25.99.99 (C)	2019
11271690155	Hellatron S.r.l.	17.169.460	26.20.00 (C)	2019
00147040240	Smalvic S.p.a.	16.595.961	27.51.00 (C)	2019
02457550354	Tecno S.r.l.	13.058.975	27.51.00 (C)	2019

Codice fiscale	Ragione sociale	Fatturato pre-concordato (€)	ATECO 2007 (Sezione)	Anno di ingresso in concordato
03503871208	Samplingranaggi S.r.l.	15.216.684	28.15.10 (C)	2019
00166080242	Ettore Zanon S.r.l.	14.909.960	28.29.20 (C)	2019
00356020404	S4 S.r.l.	12.384.401	28.30.00 (C)	2019
00305860132	Provasi S.r.l.	19.446.944	31.00.00 (C)	2019
07416310964	Saceccav S.r.l.	10.470.031	37.00.00 (E)	2019
03442430967	Area Sud Milano S.p.a.	16.913.837	38.21.09 (E)	2019
06499640966	Alfa Costruzioni S.r.l.	12.575.311	41.20.00 (F)	2019
00205540289	Cavagnis Costruzioni S.r.l.	11.539.013	41.20.00 (F)	2019
00105540223	Costruzioni I.c.e.s. S.r.l.	10.416.903	41.20.00 (F)	2019
00133910935	Impresa Polese S.r.l.	13.944.632	41.20.00 (F)	2019
06516741219	P.d.l. Costruzioni Generali S.p.a.	25.111.995	41.20.00 (F)	2019
04168460378	A.g.e.s. S.r.l.	15.186.934	42.11.00 (F)	2019
02330620390	Bolognetta Soc. Cons. P.a.	17.407.193	42.11.00 (F)	2019
02379310390	Empedocle 2 Soc. Cons. P.a.	83.188.427	42.11.00 (F)	2019
12080671006	Galleria Di Tenda S.c. A R.l.	13.723.540	42.11.00 (F)	2019
13294151009	Società Consortile Afragola Fs A R.l.	40.469.000	42.12.00 (F)	2019
02507970347	Tecnolines S.r.l.	18.002.778	42.22.00 (F)	2019
00209440163	Termigas Bergamo S.r.l.	80.335.841	43.22.01 (F)	2019
03858100278	Sportline S.p.a.	24.425.795	45.11.01 (G)	2019
00068640390	S.o.r.a. Società Officina Rettifiche E Affini S.r.l.	12.239.878	45.31.01 (G)	2019
01710990688	F.g. Group S.r.l.	11.824.735	45.40.11 (G)	2019
04023410238	Top Agri Italia S.r.l.	35.339.672	46.21.10 (G)	2019
00776080236	Continental Fruit S.r.l.	11.835.945	46.31.00 (G)	2019
01565790795	G.a.m. S.p.a.	12.699.366	46.39.20 (G)	2019
00158660365	Pini R. F.lli S.r.l.	11.354.759	46.45.00 (G)	2019

Codice fiscale	Ragione sociale	Fatturato pre-concordato (€)	ATECO 2007 (Sezione)	Anno di ingresso in concordato
02638620282	Diveco S.c. A R.l.	10.189.333	46.47.30 (G)	2019
09106940969	Gold Plast S.p.a.	30.358.337	46.49.90 (G)	2019
04347920011	Gruppo Venco S.p.a.	13.975.133	46.66.00 (G)	2019
00518990320	Giuliana Bunkeraggi S.r.l.	12.569.510	46.71.00 (G)	2019
01275490231	Marmi E Graniti S.r.l.	11.184.725	46.73.29 (G)	2019
03654950405	Gobbi Spare Parts S.r.l.	20.617.182	46.77.10 (G)	2019
01309930830	Commerciale Gicap S.p.a.	209.252.665	47.11.00 (G)	2019
02329840900	Delta Gs S.r.l.	27.314.000	47.11.20 (G)	2019
12408611007	Sofà 3000 S.r.l.	22.231.226	47.59.10 (G)	2019
07201450587	Asca S.p.a.	10.443.203	63.91.00 (J)	2019
01546060136	Valli & Parnigoni S.r.l.	10.069.828	68.20.01 (L)	2019
02284770266	Fen S.r.l.	19.784.968	68.20.02 (L)	2019
11586531003	Master Trading S.r.l.	41.962.108	68.20.02 (L)	2019
13186840156	Eurostands S.r.l.	21.353.617	77.39.94 (N)	2019
01429440934	Alma S.p.a. Agenzia Per Il Lavoro	204.804.562	78.20.00 (N)	2019
10727980152	Articolo 1 Agenzia Per Il Lavoro S.r.l.	88.422.297	78.20.00 (N)	2019
05779411007	Idea Lavoro Agenzia Per Il Lavoro S.p.a.	28.136.798	78.20.00 (N)	2019
00273480731	Carlo Fiorino Hospital S.p.a.	12.076.441	86.10.10 (Q)	2019
00860480375	Società Agricola Ferrarini S.p.a.	14.175.876	01.41.00 (A)	2020
02720460357	Ferrarini S.p.a.	123.616.192	10.13.00 (C)	2020
02282311204	Sadam S.r.l.	43.508.949	10.81.00 (C)	2020
04943250961	Matrunita Mediterranea S.r.l.	16.190.112	10.89.09 (C)	2020
01277570246	Mangimificio Settecolli Società Cooperativa	24.178.173	10.90.00 (C)	2020
04848000156	Acque Minerali D'italia S.p.a.	129.204.019	11.07.00 (C)	2020
00301810263	Roces S.r.l.	15.503.119	15.20.10 (C)	2020

Codice fiscale	Ragione sociale	Fatturato pre-concordato (€)	ATECO 2007 (Sezione)	Anno di ingresso in concordato
00185000270	Piarottolegno S.p.a.	15.565.790	16.10.00 (C)	2020
00891770406	Industrie Valentini S.r.l.	23.559.696	16.21.00 (C)	2020
00183170182	Xilopan S.p.a.	20.419.471	16.21.00 (C)	2020
00679180166	V. Bg. Plastica S.r.l.	22.020.394	22.22.00 (C)	2020
03778300016	Stg S.p.a.	30.079.282	25.00.00 (C)	2020
04571750753	Alcar Industrie S.r.l.	45.923.016	25.62.00 (C)	2020
03503841201	Starsu Europe S.r.l.	14.610.864	25.73.11 (C)	2020
13210460153	Beta Tlc S.p.a.	218.121.000	26.30.29 (C)	2020
02703290540	Sunerg Solar S.r.l.	20.120.289	27.11.00 (C)	2020
03920500372	Sele S.r.l.	17.554.938	28.22.01 (C)	2020
00171300361	Goldoni S.p.a.	39.847.254	28.30.00 (C)	2020
12618700152	M.s. S.r.l.	28.646.484	28.41.00 (C)	2020
03503851200	Samputensili Machine Tools S.r.l.	15.104.007	28.41.00 (C)	2020
04897880151	Guida Impianti S.r.l.	26.693.282	28.91.00 (C)	2020
02914021205	Futura Robotica S.r.l.	10.955.273	28.93.00 (C)	2020
00211480462	Fomat S.r.l.	13.779.322	28.95.00 (C)	2020
00897210167	C.c.f.c. S.r.l. Centro Costruzioni Furgonature E Containers	15.353.137	29.20.00 (C)	2020
02073250595	Sicamb S.p.a.	31.442.258	30.30.09 (C)	2020
00233920230	Isola S.r.l.	11.061.126	31.00.00 (C)	2020
00207220260	Istrana Mobili S.r.l.	15.027.490	31.00.00 (C)	2020
04223370372	Club House Italia S.p.a.	78.962.832	31.09.30 (C)	2020
01038020382	Sitie Impianti Industriali S.r.l.	39.346.631	33.20.02 (C)	2020
06260150963	Ekoplant S.r.l.	16.992.576	33.20.09 (C)	2020
00168540276	C.e.l.s.a. Soc. Coop.	12.660.070	41.20.00 (F)	2020
00166600270	Clea S.C.	65.340.547	41.20.00 (F)	2020
01147480543	Ediltecnica S.p.a.	14.946.848	41.20.00 (F)	2020
01253730236	Fedrigoli Costruzioni S.p.a.	29.449.319	41.20.00 (F)	2020

Codice fiscale	Ragione sociale	Fatturato pre-concordato (€)	ATECO 2007 (Sezione)	Anno di ingresso in concordato
03126640162	Tecnofrese S.r.l.	10.068.964	42.11.00 (F)	2020
01503740613	Funari S.r.l.	13.643.869	45.11.01 (G)	2020
00861440154	Herbie 44 S.r.l.	58.430.403	45.11.01 (G)	2020
00182700278	Cam Conservificio Allevatori Molluschi S.r.l.	53.529.180	46.38.00 (G)	2020
02301840647	Lpa Group S.p.a.	67.241.927	46.38.10 (G)	2020
03161540277	Aleamar S.r.l.	15.568.043	46.38.20 (G)	2020
00808840284	B Distribuzione S.r.l.	10.294.047	46.48.00 (G)	2020
08393390151	Interpack Italia S.r.l.	11.459.210	46.49.10 (G)	2020
11337680018	Sider.to S.r.l.	10.625.214	46.72.10 (G)	2020
02377690132	Alpe S.r.l.	11.668.276	47.52.30 (G)	2020
10700280018	Scarpe & Scarpe S.p.a.	286.402.499	47.72.10 (G)	2020
00245900345	Primo Taddei Cooperativa Servizi, Logistica E Movimentazioni Merci	31.379.496	52.24.00 (H)	2020
09487420961	Delivery Mates Italia S.r.l.	15.913.857	53.20.00 (H)	2020
01310810526	Eleven Finance S.r.l.	10.403.504	59.14.00 (J)	2020
01156060038	Nugo Romano S.r.l.	14.970.529	68.10.00 (L)	2020
01260840051	Astigiana Gomme S.r.l.	11.312.345	68.20.01 (L)	2020
08321330964	Centauria S.r.l.	22.320.454	68.20.02 (L)	2020
02729201208	Enerray S.r.l.	54.779.891	70.10.00 (M)	2020
03078341207	Exergy S.r.l.	13.093.480	70.10.00 (M)	2020
00795700152	Officine Maccaferri S.p.a.	22.063.517	70.10.00 (M)	2020
09489360017	Volume S.r.l.	10.630.775	82.99.99 (N)	2020
01045790076	Cava S.p.a.	62.757.070	92.00.09 (R)	2020

Le imprese sono ordinate per anno di ingresso in concordato e, a parità di anno, per codice ATECO 2007. Il fatturato pre-concordato è espresso in euro; accanto al codice ATECO 2007 è indicata, tra parentesi, la relativa sezione.

Tabella 30 - Imprese trattate del campione out-of-sample

Codice fiscale	Ragione sociale	Fatturato pre-concordato (€)	ATECO 2007 (Sezione)	Anno di ingresso in concordato
01672270715	Cannone Industrie Alimentari Gli Antipasti S.p.a.	12.827.786	10.39.00 (C)	2021
02207100120	Cotton S.r.l.	14.352.819	14.13.10 (C)	2021
00170600365	Migor S.p.a.	11.459.378	14.14.00 (C)	2021
01172290460	Fenili Calzature S.r.l.	11.995.809	15.20.10 (C)	2021
01270490160	Castelli S.p.a.	71.042.562	18.12.00 (C)	2021
01084350410	Pada Engineering S.r.l.	10.535.296	24.42.00 (C)	2021
02299680427	Cmv S.r.l.	10.085.122	25.29.00 (C)	2021
07391950156	Q & T S.r.l.	14.816.539	26.51.29 (C)	2021
00333730174	Immobiliare P.f.c. S.r.l.	43.933.265	28.29.99 (C)	2021
04759300157	P7 S.r.l.	12.199.018	31.09.10 (C)	2021
03050540172	Paterlini Costruzioni S.r.l.	48.962.199	41.20.00 (F)	2021
02520960358	Sicrea S.r.l.	120.630.688	41.20.00 (F)	2021
04627590823	Sivibus S.r.l.	11.513.596	45.20.10 (G)	2021
00124640400	Gramellini F.lli S.p.a.	12.777.554	46.38.20 (G)	2021
11989960155	Catena Farmaceutica S.p.a.	20.369.319	46.46.10 (G)	2021
00162680060	Cartotecnica Piemontese S.p.a.	10.639.748	46.49.10 (G)	2021
00454410754	Basile Petroli S.p.a.	121.659.958	46.71.00 (G)	2021
12065570157	Covermark S.p.a.	10.625.250	46.73.40 (G)	2021
02620850830	Bon.di.al. S.r.l.	17.042.576	47.00.00 (G)	2021
02391700545	Sinergy S.r.l.	11.125.202	47.59.10 (G)	2021
00142950088	Riviera Trasporti S.p.a.	15.921.635	49.31.00 (H)	2021
01871250617	Interporto Sud Europa S.p.a.	14.094.317	52.21.40 (H)	2021
03518211002	Ges Italy S.p.a.	10.926.275	52.29.10 (H)	2021
04142890377	Sirio S.p.a.	41.738.000	56.30.00 (I)	2021
09314691008	Vetrya S.p.a.	21.490.586	62.01.00 (J)	2021
01999640988	Marvit S.r.l.	31.973.752	68.20.02 (L)	2021
07874490019	Exitone S.p.a.	18.596.260	71.12.20 (M)	2021

Codice fiscale	Ragione sociale	Fatturato pre-concordato (€)	ATECO 2007 (Sezione)	Anno di ingresso in concordato
00976890236	Sport Management S.p.a.	25.539.706	85.51.00 (P)	2021
04773950961	Olisistem Start S.r.l.	13.789.109	95.11.00 (S)	2021
01565630223	Italfood Ala S.r.l.	12.429.761	10.73.00 (C)	2022
11257141009	Santa Croce S.r.l.	17.083.546	11.07.00 (C)	2022
01516660246	Grotto S.p.a.	21.188.196	14.10.00 (C)	2022
02456270350	Alliabox Italia S.p.a.	11.693.718	17.21.00 (C)	2022
02444040378	Laveggia S.r.l.	50.042.948	17.21.00 (C)	2022
03287260289	Sir S.r.l.	45.781.832	20.16.00 (C)	2022
08988141217	Tecnosystem S.r.l.	18.632.257	25.11.00 (C)	2022
02475650350	Heila Cranes S.p.a.	18.569.789	28.22.02 (C)	2022
05191731214	Contec S.r.l.	17.442.775	33.13.09 (C)	2022
07802381215	Gruppo Itec S.r.l.	10.942.686	33.13.09 (C)	2022
04705500280	Green Style Energie Rinnovabili S.r.l.	10.104.594	35.14.00 (D)	2022
03100350986	Zenergia S.r.l.	81.286.346	35.14.00 (D)	2022
00080810641	Alto Calore Servizi S.p.a.	54.913.085	36.00.00 (E)	2022
03067620231	Legnaghese Cantieri S.r.l.	10.255.500	41.20.00 (F)	2022
00251940243	E.ma.pri.ce. S.p.a.	34.981.168	42.11.00 (F)	2022
01647520210	Gregorbau S.r.l.	10.157.278	43.12.00 (F)	2022
01521330769	Sl S.r.l.	181.203.863	43.21.01 (F)	2022
07860800635	Business Network S.r.l.	11.423.792	46.31.00 (G)	2022
05936221000	Grandi Progetti S.r.l.	14.903.252	46.42.10 (G)	2022
02321050243	A.p.a.c. S.r.l.	11.607.718	46.69.00 (G)	2022
01899050684	Ddp S.r.l.	10.727.142	47.11.30 (G)	2022
04164830012	A.c.l.a. Azienda Carburanti Lubrificanti Ed Affini S.r.l.	26.742.026	47.30.00 (G)	2022
03846980286	Pittarosso S.p.a.	257.207.730	47.72.10 (G)	2022
11939541006	Consorzio Italia	11.482.428	49.41.00 (H)	2022
02512920592	Hdg S.p.a.	22.312.476	49.41.00 (H)	2022
02382150593	L.s. Trasporti S.r.l.	10.028.401	49.41.00 (H)	2022

Codice fiscale	Ragione sociale	Fatturato pre-concordato (€)	ATECO 2007 (Sezione)	Anno di ingresso in concordato
05694110965	Milano 1 S.r.l.	10.233.830	68.10.00 (L)	2022
00460660616	Rerif S.r.l.	12.524.308	86.10.00 (Q)	2022
03393170794	Ittella Italy S.r.l.	31.352.587	10.39.00 (C)	2023
02153720715	Agricola Candida S.r.l.	11.734.626	11.02.10 (C)	2023
00439310483	Finest Shoes S.r.l.	12.317.943	15.20.10 (C)	2023
04845970153	La Tipografica Varese S.r.l.	11.279.691	18.12.00 (C)	2023
11044420013	Kemia Tau S.r.l.	14.327.968	20.59.60 (C)	2023
00556600260	Manfreplast S.r.l.	52.503.889	22.29.09 (C)	2023
01507200937	Cimolai S.p.a.	290.903.371	25.11.00 (C)	2023
01128020383	Ravani Acciai S.p.a.	48.071.781	25.50.00 (C)	2023
07389180154	Tubi S.p.a.	18.187.290	25.61.00 (C)	2023
02711770277	Veneta Stampi S.r.l.	13.417.516	25.73.20 (C)	2023
80000290645	S.i.di.gas Società Irpina Distribuzione Gas S.p.a.	10.103.303	35.21.00 (D)	2023
13892971006	Soluzioni Infrastrutturali Telefoniche Ed Elettriche S.p.a.	23.286.196	42.22.00 (F)	2023
06000771219	Eprom S.r.l.	16.452.031	43.21.01 (F)	2023
12036780018	Ki Group S.r.l.	10.330.174	46.38.90 (G)	2023
01046100192	Cantini Distribution Service S.r.l.	10.374.404	46.44.30 (G)	2023
03229660794	D.p. Farma S.r.l.	10.824.186	46.46.30 (G)	2023
04238650156	Centro Edile Antonini S.r.l.	13.543.986	46.73.20 (G)	2023
01708280167	T.r.s. Evolution S.p.a.	86.301.606	47.71.00 (G)	2023
06285251218	Interporto Servizi Cargo S.p.a.	19.387.467	49.20.00 (H)	2023
12987401002	Frigo Trasporti Società Cooperativa	12.182.929	49.41.00 (H)	2023
02095290504	Quayside Service S.r.l.	17.120.877	52.24.20 (H)	2023
03169570169	Real Contract S.r.l.	11.291.220	71.10.00 (M)	2023
04622420158	Alimentari Radice S.r.l.	10.223.918	10.10.00 (C)	2024

Codice fiscale	Ragione sociale	Fatturato pre-concordato (€)	ATECO 2007 (Sezione)	Anno di ingresso in concordato
13436531001	Hdp 2022 S.r.l.	28.403.279	10.31.00 (C)	2024
15308921004	Pastificio Domenico Paone S.r.l.	10.028.759	10.73.00 (C)	2024
00202080131	Imatex S.r.l.	10.840.956	13.20.00 (C)	2024
00858770159	C.i.t. S.r.l. Confezioni Italiane Tessili Commercio Industria Tessuti	10.607.483	14.10.00 (C)	2024
01544220237	Antress Industry S.p.a.	28.321.263	14.13.10 (C)	2024
01976940245	Marchetto Pellami S.p.a.	11.307.910	15.11.00 (C)	2024
00712230267	Calzaturificio Skandia S.p.a.	29.323.970	15.20.10 (C)	2024
10946470159	Atex S.r.l.	21.432.658	20.16.00 (C)	2024
02137980179	Prandelli S.p.a.	12.387.742	22.20.00 (C)	2024
01110150115	Eurocolor 2000 S.r.l.	13.735.423	25.61.00 (C)	2024
01137820351	Ems Group S.p.a.	93.343.000	25.62.00 (C)	2024
00166090340	I.l.l.a. S.p.a.	18.209.574	25.99.19 (C)	2024
01723810436	Fabita S.r.l.	13.253.425	27.51.00 (C)	2024
01282490364	Fox S.p.a. Di Renzo Bompani E C.	11.305.021	27.51.00 (C)	2024
03428890150	Univer S.p.a.	15.643.124	28.12.00 (C)	2024
00297390247	F.a.i.b. S.p.a.	12.221.326	28.20.00 (C)	2024
02086160377	Zambelli S.r.l.	12.030.890	28.29.30 (C)	2024
00279220248	Riello Sistemi S.r.l.	20.372.579	28.41.00 (C)	2024
01240060333	Well Equipments International S.r.l.	10.910.024	28.92.09 (C)	2024
01360700452	Eurocompositi S.r.l.	21.482.228	30.12.00 (C)	2024
01434700132	Angelo Cappellini E C. S.r.l.	12.382.621	31.09.20 (C)	2024
10041500157	Ats Air Treatment System S.r.l.	17.189.357	33.20.09 (C)	2024
09430470964	Eco Edifico S.r.l.	16.615.270	41.20.00 (F)	2024
02878410162	Edilferri S.p.a.	16.585.408	41.20.00 (F)	2024

Codice fiscale	Ragione sociale	Fatturato pre-concordato (€)	ATECO 2007 (Sezione)	Anno di ingresso in concordato
12696191001	Facile Ristrutturare S.p.a.	163.581.584	41.20.00 (F)	2024
00479660581	Lamaro Appalti S.p.a.	23.198.864	41.20.00 (F)	2024
01341130639	Società El.c.i. Impianti S.r.l.	23.974.597	43.21.01 (F)	2024
00611710757	Industria Alimentare Carni F.lli Scarlino S.r.l.	33.477.809	46.32.10 (G)	2024
10241881001	Pesca Pronta Import Export S.r.l.	33.213.528	46.38.10 (G)	2024
13465910159	Blue Line Company S.p.a.	17.287.471	46.38.90 (G)	2024
04255890966	Farmaceutica Lodigiana S.r.l.	11.665.788	46.46.10 (G)	2024
13468311009	Diamond Private Investment S.r.l.	286.206.763	46.48.00 (G)	2024
01863990154	Datamatic S.p.a.	256.795.749	46.51.00 (G)	2024
04382650150	Ing. Alberto Neri Elettronica S.r.l.	73.654.246	46.51.00 (G)	2024
00872090147	Dea S.r.l.	16.327.124	46.69.20 (G)	2024
02383540180	Solarday Europe S.p.a.	66.900.000	46.69.20 (G)	2024
03001650138	Zeus Packaging Italia S.p.a.	29.813.802	46.76.30 (G)	2024
00051560324	Zazzeron Supermercati S.r.l.	12.904.593	47.11.40 (G)	2024
02157920204	Max Shop-Vo S.r.l.	11.485.694	47.19.10 (G)	2024
13972731007	Portobello S.p.a.	96.987.483	47.19.10 (G)	2024
14880471009	Binova S.r.l.	18.497.955	47.19.20 (G)	2024
07670260582	Nova S.p.a.	175.594.680	47.19.20 (G)	2024
16059601001	Pb Retail S.r.l.	16.576.345	47.19.90 (G)	2024
07422880588	Guidoncarni S.r.l. Di Pino Guidoni	17.775.082	47.22.00 (G)	2024
06164461003	La Macelleria Di Guidoncarni S.r.l.	18.559.196	47.22.00 (G)	2024
00214100240	Tecnotrans S.r.l.	10.299.904	49.41.00 (H)	2024

Codice fiscale	Ragione sociale	Fatturato pre-concordato (€)	ATECO 2007 (Sezione)	Anno di ingresso in concordato
02650110238	Zamboni Tran Service S.r.l.	14.265.182	49.41.00 (H)	2024
12719111002	Isp Logistica S.r.l.	17.193.782	52.24.00 (H)	2024
06702630630	Design Manufacturing S.p.a.	15.263.148	62.01.00 (J)	2024
01846050340	Doser S.p.a.	11.603.823	68.10.00 (L)	2024
01005330293	Flaber S.p.a.	10.472.631	68.20.02 (L)	2024
00428220164	Oberti S.r.l.	30.257.626	68.20.02 (L)	2024
01856630684	Mainadv S.r.l.	10.366.031	73.11.02 (M)	2024
00792590192	Italtrade S.r.l.	10.081.086	82.92.10 (N)	2024
00550600654	Hyppocratica S.p.a. Casa Di Cura Villa Del Sole	11.154.944	86.10.10 (Q)	2024
09322791006	Italservizi 2007 S.r.l.	12.762.585	96.09.09 (S)	2024

Le imprese sono ordinate per anno di ingresso in concordato e, a parità di anno, per codice ATECO 2007. Il fatturato di riferimento, espresso in euro, è riportato esclusivamente per fornire un'indicazione della dimensione dell'impresa; accanto al codice ATECO 2007 è indicata, tra parentesi, la relativa sezione.

Bibliografia

- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609.
<https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
- Altman, E. I. (1984). A further empirical investigation of the bankruptcy cost question. *The Journal of Finance*, 39(4), 1067–1089.
<https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1984.tb03893.x>
- Altman, E. I. (2018). Applications of distress prediction models: What have we learned after 50 years from the Z-score models? *International Journal of Financial Studies*, 6(3), 70. <https://doi.org/10.3390/ijfs6030070>
- Altman, E. I., Haldeman, R. G., & Narayanan, P. (1977). ZETA analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking & Finance*, 1(1), 29–54. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(77\)90017-6](https://doi.org/10.1016/0378-4266(77)90017-6)
- Altman, E. I., Hotchkiss, E., & Wang, W. (2019). *Corporate financial distress, restructuring, and bankruptcy: Analyze leveraged finance, distressed debt, and bankruptcy* (4th ed.). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781119541929>
- 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. <https://doi.org/10.1111/jifm.12053>
- Altman, E. I., Marco, G., & Varetto, F. (1994). Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking & Finance*, 18(3), 505–529.
[https://doi.org/10.1016/0378-4266\(94\)90007-8](https://doi.org/10.1016/0378-4266(94)90007-8)
- Altman, E. I., & Sabato, G. (2007). Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the U.S. market. *Abacus*, 43(3), 332–357.
<https://doi.org/10.1111/j.1467-6281.2007.00234.x>
- Altman, E. I., Sabato, G., & Wilson, N. (2010). The value of non-financial information in SME risk management. *Journal of Credit Risk*, 6(2), 95–127.
<https://doi.org/10.21314/JCR.2010.110>
- Amendola, A., Restaino, M., & Sensini, L. (2015). An analysis of the determinants of financial distress in Italy: A competing risks approach. *International Review of Economics & Finance*, 37, 33–41. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2014.10.012>

- Andrade, G., & Kaplan, S. N. (1998). How costly is financial (not economic) distress? Evidence from highly leveraged transactions that became distressed. *The Journal of Finance*, 53(5), 1443–1493. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00062>
- Asquith, P., Gertner, R., & Scharfstein, D. (1994). Anatomy of financial distress: An examination of junk-bond issuers. *The Quarterly Journal of Economics*, 109(3), 625–658. <https://doi.org/10.2307/2118416>
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71–111. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- Beaver, W. H., McNichols, M. F., & Rhie, J.-W. (2005). Have financial statements become less informative? Evidence from the ability of financial ratios to predict bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 10(1), 93–122. <https://doi.org/10.1007/s11142-004-6341-9>
- Begley, J., Ming, J., & Watts, S. (1996). Bankruptcy classification errors in the 1980s: An empirical analysis of Altman's and Ohlson's models. *Review of Accounting Studies*, 1(4), 267–284. <https://doi.org/10.1007/BF00570833>
- Bhimani, A., Gulamhussen, M. A., & Lopes, S. D.-R. (2010). Accounting and non-accounting determinants of default: An analysis of privately-held firms. *Journal of Accounting and Public Policy*, 29(6), 517–532. <https://doi.org/10.1016/j.jaccpubpol.2010.09.009>
- Bod'a, M., & Úradníček, V. (2016). The portability of Altman's Z-score model to predicting corporate financial distress of Slovak companies. *Technological and Economic Development of Economy*, 22(4), 532–553. <https://doi.org/10.3846/20294913.2016.1197165>
- Bottazzi, G., Grazzi, M., Secchi, A., & Tamagni, F. (2011). Financial and economic determinants of firm default. *Journal of Evolutionary Economics*, 21(3), 373–406. <https://doi.org/10.1007/s00191-011-0224-6>
- Bureau van Dijk. (2019). Orbis user guide.
- Campbell, J. Y., Hilscher, J., & Szilagyi, J. (2008). In search of distress risk. *The Journal of Finance*, 63(6), 2899–2939. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2008.01416.x>
- Charalambakis, E. C., & Garrett, I. (2019). On corporate financial distress prediction: What can we learn from private firms in a developing economy? Evidence from Greece. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 52(2), 467–491. <https://doi.org/10.1007/s11156-018-0716-7>

- Charitou, A., Neophytou, E., & Charalambous, C. (2004). Predicting corporate failure: Empirical evidence for the UK. *European Accounting Review*, 13(3), 465–497. <https://doi.org/10.1080/0963818042000216811>
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2014.10.003>
- Consiglio Nazionale dei Dottori Commercialisti e degli Esperti Contabili. (2019). *Crisi d'impresa: Gli indici dell'allerta*.
- D'Avanzo, V. (2023). *I fattori di distress e le strategie di turnaround delle aziende in procedura concorsuale in Italia: Una analisi empirica* [Tesi di laurea magistrale, Politecnico di Torino].
- Filipe, S. F., Grammatikos, T., & Michala, D. (2016). Forecasting distress in European SME portfolios. *Journal of Banking & Finance*, 64, 112–135. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.12.007>
- 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(S1), 1023–1075. <https://doi.org/10.1111/acfi.12400>
- Hopwood, W., McKeown, J., & Mutchler, J. (1988). The sensitivity of financial distress prediction models to departures from normality. *Contemporary Accounting Research*, 5(1), 284–298. <https://doi.org/10.1111/j.1911-3846.1988.tb00706.x>
- Keasey, K., & Watson, R. (1991). Financial distress prediction models: A review of their usefulness. *British Journal of Management*, 2(2), 89–102. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8551.1991.tb00019.x>
- Kliestik, T., Valaskova, K., Lazaroiu, G., Kovacova, M., & Vrbka, J. (2020). Remaining financially healthy and competitive: The role of financial predictors. *Journal of Competitiveness*, 12(1), 74–92. <https://doi.org/10.7441/joc.2020.01.05>
- Lampignano, G. (2023). *Analisi dei fattori di distress e strategie di turnaround delle aziende in procedura concorsuale in Italia: Una ricerca empirica* [Tesi di laurea magistrale, Politecnico di Torino].
- Merton, R. C. (1974). On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates. *The Journal of Finance*, 29(2), 449–470. <https://doi.org/10.2307/2978814>
- Mossman, C. E., Bell, G. G., Swartz, L. M., & Turtle, H. (1998). An empirical comparison of bankruptcy models. *Financial Review*, 33(2), 35–54. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6288.1998.tb01367.x>

- Mselmi, N., Lahiani, A., & Hamza, T. (2017). Financial distress prediction: The case of French small and medium-sized firms. *International Review of Financial Analysis*, 50, 67–80. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2017.02.004>
- Muñoz-Izquierdo, N., Laitinen, E. K., Camacho-Miñano, M., & Pascual-Ezama, D. (2020). Does audit report information improve financial distress prediction over Altman's traditional Z-score model? *Journal of International Financial Management & Accounting*, 31(1), 65–97. <https://doi.org/10.1111/jifm.12110>
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109–131. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- Pindado, J., Rodrigues, L., & de la Torre, C. (2008). Estimating financial distress likelihood. *Journal of Business Research*, 61(9), 995–1003. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2007.10.006>
- 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. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(91\)90057-S](https://doi.org/10.1016/0378-4266(91)90057-S)
- Platt, H. D., & Platt, M. B. (2002). Predicting corporate financial distress: Reflections on choice-based sample bias. *Journal of Economics and Finance*, 26(2), 184–199. <https://doi.org/10.1007/bf02755985>
- Quintiliani, A. (2017). Financial distress cost of Italian small and medium enterprises: A predictive and interpretative model. *Journal of Risk Finance*, 18(5), 564–580. <https://doi.org/10.1108/JRF-04-2017-0071>
- Rosner, R. L. (2003). Earnings Manipulation in Failing Firms. *Contemporary Accounting Research*, 20(2), 361–408. <https://doi.org/10.1506/8EVN-9KRB-3AE4-EE81>
- Sehgal, S., Mishra, R. K., Deisting, F., & Vashisht, R. (2021). On the determinants and prediction of corporate financial distress in India. *Managerial Finance*, 47(10), 1428–1447. <https://doi.org/10.1108/MF-06-2020-0332>
- Shumway, T. (2001). Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *The Journal of Business*, 74(1), 101–124. <https://doi.org/10.1086/209665>
- Slatter, S. S., & Lovett, D. (1999). *Corporate Recovery: Managing companies in Distress*. Beard Books.
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.12.006>

- Tron, A., Dallochio, M., Ferri, S., & Colantoni, F. (2023). Corporate governance and financial distress: Lessons learned from an unconventional approach. *Journal of Management and Governance*, 27(2), 425–456. <https://doi.org/10.1007/s10997-022-09643-8>
- Turetsky, H. F., & McEwen, R. A. (2001). An empirical investigation of firm longevity: A model of the ex ante predictors of financial distress. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 16(4), 323–343. <https://doi.org/10.1023/A:1011291425075>
- Veganzones, D., & Séverin, E. (2021). Corporate failure prediction models in the twenty-first century: A review. *European Business Review*, 33(2), 204–226. <https://doi.org/10.1108/EBR-12-2018-0209>
- Wang, T. (2019). Predicting private company failures in Italy using financial and non-financial information. *Australian Accounting Review*, 29(1), 143–157. <https://doi.org/10.1111/auar.12245>
- Whitaker, R. B. (1999). The early stages of financial distress. *Journal of Economics and Finance*, 23(2), 123–132. <https://doi.org/10.1007/bf02745946>
- Yazdanfar, D., & Öhman, P. (2020). Financial distress determinants among SMEs: Empirical evidence from Sweden. *Journal of Economic Studies*, 47(3), 547–560. <https://doi.org/10.1108/JES-01-2019-0030>
- Zeli, A. (2014). The financial distress indicators trend in Italy: An analysis of medium-size enterprises. *Eurasian Economic Review*, 4(2), 199–221. <https://doi.org/10.1007/s40822-014-0010-5>
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59–82. <https://doi.org/10.2307/2490859>