



Università
Ca' Foscari
Venezia

Corso di Laurea
magistrale
in Economia e
finanza

Tesi di Laurea

**Il rischio fisico climatico nel
sistema finanziario europeo:
dalla misurazione all'impatto sul
default delle PMI europee**

Relatrice

Ch.ma. Prof.ssa. Diana Barro

Laureanda

Gloria Lazzari

Matricola 904770

Anno Accademico

2025 / 2026

Introduzione.....	4
Capitolo 1: il rischio climatico: definizioni e rilevanza economica.....	6
1.1 Il rischio climatico: definizione, componenti ed effetti economici.....	6
1.1.1 Le componenti del rischio climatico: rischio fisico e di transizione.....	6
1.1.2 La crescente rilevanza economica degli eventi climatici estremi.....	8
1.2 Il framework hazard–exposure–vulnerability nella valutazione del rischio climatico.....	13
1.3 La matrice di materialità dei rischi fisici: analisi settoriale e geografica in Europa..	17
1.3.1 La matrice settoriale: esposizione ai rischi fisici e di transizione.....	17
1.3.2 I driver del rischio fisico in Europa: tendenze osservate e proiettate.....	21
1.3.3. Una matrice integrata: settori e geografie a confronto.....	24
Capitolo 2: strumenti finanziari per la gestione del rischio fisico.....	28
2.1 classificazione degli strumenti finanziari per il rischio fisico.....	28
2.2 Il quadro regolatorio europeo: dalla disclosure alla valutazione del rischio fisico...	31
2.3 Matching tra rischi fisici e strumenti finanziari: dalla matrice di materialità agli strumenti.....	33
Capitolo 3: Modellizzazione del rischio climatico.....	38
3.1 Modelli climatico-economici tradizionali: DICE, RICE e IAMs.....	38
3.1.1. I modelli integrati DICE e RICE.....	38
3.1.2 Gli Integrated Assessment Models (IAMs).....	42
3.1.3 Limiti dei modelli tradizionali ed evoluzione recente.....	44
3.2 Analisi di scenario: framework IPCC e NGFS.....	48
3.2.1 Confronto tra framework NGFS e scenari IPCC.....	49
3.2.2 L'utilizzo degli scenari climatici negli stress test.....	52
3.3 Applicazioni finanziarie: modelli strutturali e sfide future.....	53
3.3.1 Approcci metodologici alle funzioni di danno.....	53
3.3.2 Integrazione dei rischi fisici nei modelli finanziari.....	55
3.3.3. Criticità attuali e prospettive evolutive.....	57
3.4 Implicazioni per il modello empirico del Capitolo 4.....	58
Capitolo 4: L'integrazione del rischio fisico nei modelli di distress finanziario: evidenza empirica sulle PMI europee.....	60
4.1 I modelli di previsione del default aziendale: evoluzione della letteratura.....	61
4.1.1 Il modello Z-score originale del '68.....	61
4.1.2 Le estensioni del modello: Z' e Z''.....	62
4.1.3 I limiti della MDA e il passaggio al modello di Ohlson.....	63
4.2 Analisi empirica: modello di base.....	65
4.2.1 Costruzione del campione e preparazione del dataset.....	65
4.2.2 Il modello base finanziario.....	69
4.3 Integrazione della variabile climatica.....	75
4.4 Risultati.....	79

4.4.1 Confronto tra il modello base e il modello esteso.....	80
4.4.2 Significatività statistica della variabile di rischio fisico.....	83
4.5 Discussione dei risultati.....	85
4.5.1 Limiti dell'analisi.....	89
Conclusioni.....	91
Bibliografia.....	94
Appendice A- Dati Copernicus: indicatori di rischio fisico climatico a livello NUTS2..	101
A.1 Descrizione degli indicatori.....	101
A.1.1 Extreme Precipitation Days (EPD).....	101
A.1.2 Meteorological Droughts Duration (MDD).....	101
A.1.3 Mean Soil Moisture (MSM).....	102
A.2 Costruzione del ClimateIndex NUTS2.....	102
A.3 Sintesi per paese.....	103
A.4 Dati dettagliati per regione NUTS2.....	104

Dichiarazione del ricorso a strumenti di Intelligenza Artificiale (IA)

La sottoscritta Lazzari Gloria, matricola numero 904770, iscritta presso Ca' Foscari al corso di Laurea magistrale in Economia e finanza, autrice della tesi di laurea "Il rischio fisico climatico nel sistema finanziario europeo: dalla misurazione all'impatto sul default delle PMI europee", relatrice Diana Barro, consapevole delle sanzioni previste dall'art. 76 del Testo unico, D.P.R. 28/12/2000 n.445, e della decadenza dei benefici prevista dall'art. 75 del medesimo Testo unico in caso di dichiarazioni false o mendaci, sotto la propria personale responsabilità ai sensi degli artt. 46 e 47 del D.P.R. 28/12/2000 n. 445,

DICHIARA

di aver fatto ricorso a tecnologie di intelligenza artificiale generativa per supportare vari aspetti della ricerca e della scrittura della mia tesi di laurea, in particolare Codex (versione 26.602.40724) e Claude Sonnet 4.6 come supporto alla scrittura e correzione dei codici di programmazione impiegati nell'analisi empirica del Capitolo 4.

DICHIARA INOLTRE

che tutto il materiale generato dall'IA è stato attentamente verificato, rivisto e rielaborato dall'autrice, che si assume la piena responsabilità per la qualità, l'accuratezza e l'integrità scientifica del lavoro.

Introduzione

Il cambiamento climatico rappresenta una delle sfide strutturali più rilevanti per la stabilità del sistema economico e finanziario contemporaneo. Eventi climatici estremi, come alluvioni, siccità prolungate, ondate di calore, hanno portato negli ultimi anni a perdite economiche sempre superiori per le imprese europee, con un conseguente impatto anche su bilanci, qualità del credito bancario e sulla tenuta dei portafogli assicurativi. Nonostante ciò, la dimensione del rischio fisico climatico ancora oggi non è incorporata appieno nella gestione del rischio finanziario.

La presente tesi si pone l'obiettivo di analizzare il rischio fisico climatico nella sua rilevanza per il sistema finanziario europeo, dalla sua definizione concettuale e misurazione, agli strumenti disponibili per la sua gestione, fino a una verifica empirica del suo impatto sulla probabilità di default delle piccole e medie imprese. Il cuore della lavoro consiste nella costruzione e validazione di una variabile di rischio fisico all'interno del Capitolo 4, che combina un indice idro-climatico a livello NUTS2, elaborato a partire da indicatori Copernicus, con una matrice di materialità settoriale-geografica sviluppata sulla base delle evidenze fornite dall'EUCRA e delle linee guida della BCE.

Tale variabile viene successivamente integrata in un modello logistico di previsione del default, ispirato all'O-score di Ohlson (1980) e stimato su un campione composto da 4.500 PMI europee non quotate.

La scelta di focalizzarsi sulle PMI non è casuale, in quanto esse rappresentano la spina dorsale del tessuto produttivo europeo, ma sono anche il segmento più vulnerabile e meno studiato in relazione al rischio fisico climatico: non dispongono delle risorse delle grandi imprese per adattarsi agli shock climatici, non hanno accesso ai mercati dei capitali per trasferire il rischio, e sono sistematicamente sottorappresentate nella letteratura empirica sul climate risk. Al tempo stesso, essendo le PMI la principale controparte del credito bancario retail in Europa, la stima della loro probabilità di default corretta per il rischio fisico

diventa un'esigenza non solo accademica, ma operativa per le istituzioni finanziarie soggette alle linee guida EBA e alle aspettative di vigilanza della BCE.

La tesi si articola in quattro capitoli tra loro collegati. Il primo definisce il framework concettuale del rischio fisico climatico, distinguendo rischi acuti e cronici e articolando le componenti di hazard, exposure e vulnerability, e ne traduce la struttura in una matrice di materialità settoriale-geografica, che assegna a ciascuna combinazione settore–area geografica europea un punteggio di esposizione. Il secondo capitolo esamina gli strumenti finanziari disponibili per la gestione di questo rischio, dalle assicurazioni parametriche ai CAT bond e ai derivati climatici, analizzando il fenomeno del protection gap e il quadro normativo europeo, dalla CSRD alle linee guida BCE ed EBA. Il terzo capitolo ricostruisce il percorso della modellizzazione climatico-finanziaria, dai modelli IAM tradizionali come DICE e RICE (con i loro limiti nella rappresentazione dell'eterogeneità regionale e degli eventi estremi) agli scenari NGFS e IPCC, fino alle applicazioni in ambito stress testing e default modelling. Il quarto capitolo presenta l'analisi empirica: la costruzione del campione di PMI europee, la specificazione del modello logistico di base, la costruzione della variabile PhysicalRisk e il confronto tra modello base e modello esteso, con una discussione dei risultati e dei limiti metodologici.

Capitolo 1: il rischio climatico: definizioni e rilevanza economica

1.1 Il rischio climatico: definizione, componenti ed effetti economici

1.1.1 Le componenti del rischio climatico: rischio fisico e di transizione

Per rischio climatico si intende la possibilità che il cambiamento climatico possa generare effetti negativi sull'economia, la stabilità finanziaria o sulle imprese. Tra le varie tipologie di rischi, il rischio climatico viene considerato un rischio trasversale, in quanto va facilmente ad influenzare altri rischi, come il rischio di credito, di mercato, reputazionale o di liquidità (AIFIRM, 2024). Per questa sua caratteristica, è diventato un elemento centrale per banche, assicurazioni e autorità di vigilanza, come BCE, Banca d'Italia o il Network for Greening the Financial System (NGFS), che hanno iniziato, negli ultimi anni, ad integrarlo nei modelli di vigilanza e di gestione del rischio.

Il rischio climatico si divide principalmente in due categorie: rischio fisico e rischio di transizione. Entrambi possono avere effetti rilevanti su imprese, banche, mercati finanziari ed economia reale, ma derivano da cause differenti.

Il rischio fisico riguarda perdite di valore o costi derivanti da cambiamenti climatici ed eventi atmosferici estremi, quindi da effetti concreti del riscaldamento globale sull'ambiente ma anche sulle attività economiche. Il rischio fisico comprende al suo interno una ulteriore suddivisione, in rischi fisici acuti e rischi fisici cronici: i primi derivano da eventi improvvisi e violenti come inondazioni, ondate di calore o siccità; mentre i rischi cronici derivano da cambiamenti gradualmente ma permanenti come l'innalzamento del livello del mare o l'aumento delle temperature (IPCC, 2023).

Il rischio di transizione invece, non deriva direttamente da cambiamenti climatici ma dal passaggio ad un'economia climaticamente più neutrale, ossia da

cambiamenti normativi, tecnologici e sociali necessari per contrastare il cambiamento climatico.

Alcuni cambiamenti che possono portare al rischio di transizione sono ad esempio: nuove regolamentazioni ambientali, limiti alle emissioni, innovazioni tecnologiche, introduzione di carbon tax, o tutte quelle alterazioni che possono limitare la produttività delle imprese più inquinanti.

Nel corso degli anni, le analisi da parte degli investitori e studiosi si sono concentrate maggiormente sul rischio di transizione, perché più facilmente misurabile; di conseguenza sono state sviluppate diverse metriche per integrare il rischio nei processi di scelta degli investitori. Alcune delle principali metriche sono: l'intensità carbonica, che mette a confronto le emissioni di CO₂ di una impresa con il suo fatturato; il carbon momentum, che osserva nel tempo la capacità dell'impresa di ridurre le emissioni e quindi adattarsi al processo di decarbonizzazione; e gli indicatori di allineamento climatico, che hanno come obiettivo quello di verificare che le strategie aziendali rispettino le linee guida internazionali in materia climatica, come l'Accordo di Parigi (AIFIRM, 2024).

Al contrario, a causa anche della sua maggiore complessità, il rischio fisico non è stato approfondito in egual misura, per cui non vi sono metriche di riferimento per la sua analisi. Ad oggi però, il rischio fisico non può più essere trattato come un evento lontano o ipotetico, ma deve essere considerato come un elemento concreto e crescente, e quindi integrato all'interno dei modelli di rischio e delle scelte di investimento.

Tale necessità nasce anche dall'aumento considerevole degli eventi estremi; infatti, negli ultimi decenni, l'intensità e la frequenza di eventi estremi è andata via via ad incrementare, affiancati da eventi cronici quali l'innalzamento delle temperature e la scarsità idrica. Questi eventi hanno una serie di caratteristiche comuni che li rendono più difficili da gestire e analizzare, in particolare la natura in sé del rischio, che, comprendendo sia eventi acuti che cronici, è un fenomeno multidimensionale, e che dipende quindi da tre elementi fondamentali, hazard, exposure e vulnerability, che verranno affrontati nel paragrafo successivo (1.2). Inoltre, è difficile tradurre questi eventi in impatti economici e finanziari, in

quanto vi è la necessità di utilizzare funzioni di danno e modelli economici specifici che vadano a combinare gli eventi climatici a perdite monetarie. Tali modelli e funzioni verranno trattati nel capitolo 3.

1.1.2 La crescente rilevanza economica degli eventi climatici estremi

Dall'analisi del World Meteorological Organization (WMO) si evince che le temperature globali stanno registrando, nel corso degli ultimi decenni, un progressivo aumento, tanto da rappresentare una delle principali evidenze del cambiamento climatico in atto.

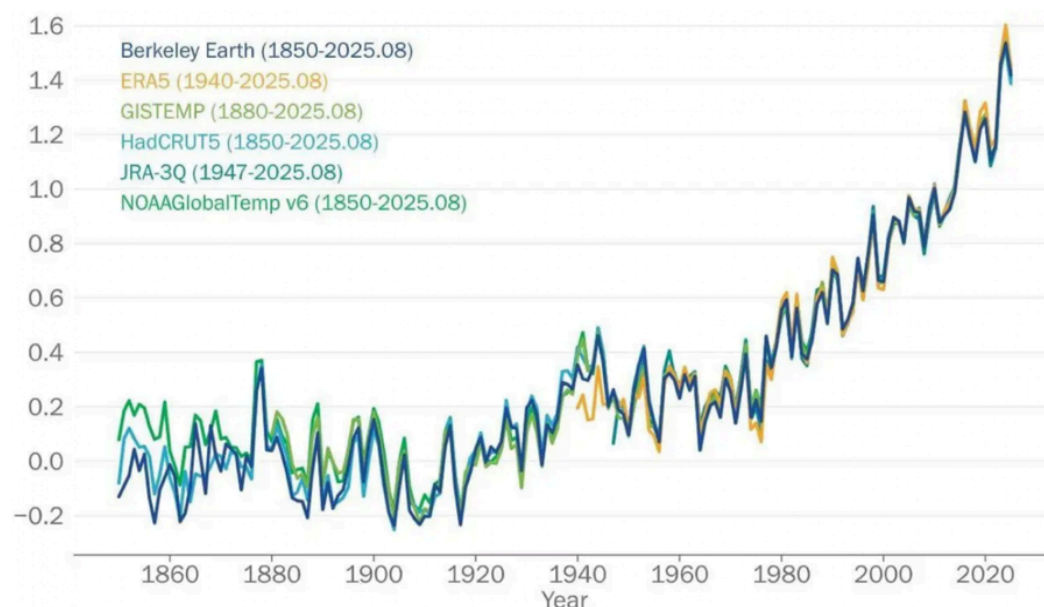


Figura 1.1: Confronto tra i principali dataset climatici internazionali sull'evoluzione delle anomalie della temperatura globale nel periodo 1850–2025. Fonte: World Meteorological Organization 2025¹.

La Figura 1.1 mette a confronto le serie storiche, riguardanti l'aumento delle temperature dei principali centri climatici internazionali ed evidenzia un trend crescente a partire, in particolare, degli anni '80. Tutte le analisi arrivano infatti alla medesima conclusione: oscillazioni annuali sono presenti anche a partire dagli anni precedenti, probabilmente a causa di variabilità climatiche naturali, ma a

¹ elaborazione grafica tratta da World Meteorological Organization su dati WMO, Berkeley Earth, ERA5, GISTEMP, HadCRUT5, JRA-3Q e NOAA GlobalTemp.

partire dalla fine del XX secolo si mostra un'accelerazione significativa delle temperature.

Come si può vedere dal grafico, che arriva ad Agosto 2025, questo anno si colloca tra gli anni più caldi mai registrati, con una temperatura media globale che supera 1,4°C, quindi molto vicina al limite imposto dall'Accordo di Parigi di 1,5°C come temperatura massima per cercare di contenere gli effetti del cambiamento climatico (IPCC, 2023). Questo trend crescente conferma che il rischio fisico non può più essere considerato come un elemento futuro e ipotetico ma un fenomeno già in atto e che tenderà ad aumentare ancora nel corso dei prossimi anni.

Come sottolineato dal Segretario Generale dell'WMO Celeste Saulo, la soglia definita dall'Accordo di Parigi rappresenta un elemento critico nella gestione del cambiamento climatico. Infatti, una volta superata la soglia, sarà difficile riportare la temperatura a livelli consentiti nei prossimi anni, se non con politiche climatiche internazionali più tempestive e incisive (Green Central Banking, 2025).

Altro elemento che preoccupa, oltre all'aumento delle temperature, è quello delle emissioni di gas serra, quali anidride carbonica, metano o altri gas che amplificano l'effetto serra. Il problema principale è la reazione a catena che così va creandosi, con lo scioglimento dei ghiacci, l'innalzamento del livello del mare, l'aumento di eventi climatici estremi. È per questo motivo che sempre più paesi stanno iniziando ad adottare sistemi di allerta precoce per questa tipologia di eventi; in particolare, secondo la WMO negli ultimi dieci anni è raddoppiato il numero di paesi che adottano queste misure, da 56 paesi nel 2015 a 119 nel 2024.

L'aumento della frequenza degli eventi estremi ha poi portato ad una crescita progressiva delle perdite economiche derivanti dai rischi climatici. Infatti, come si evince anche dalla Figura 1.2 e dalla Tabella 1.1, tra il 1980 e il 2024 le perdite complessive per eventi estremi legati al clima in Europa sono state di circa 822 miliardi di euro (European Environment Agency, 2025), di cui più del 25% solo negli ultimi tre anni (tra il 2021 e il 2024) confermando così il notevole aumento del cambiamento climatico.

Tale aumento non dipende però esclusivamente dall'intensificazione degli eventi climatici, ma è definito da più variabili, quali la crescita del valore degli asset

esposti e la maggiore densità economica delle aree colpite. L'incremento delle perdite va quindi interpretato come il risultato congiunto di una maggiore pericolosità climatica e di una maggiore esposizione economica, due componenti che il framework hazard–exposure–vulnerability consente di distinguere analiticamente.

Figure 1. Annual economic losses caused by weather-and climate-related extreme events in the EU Member States

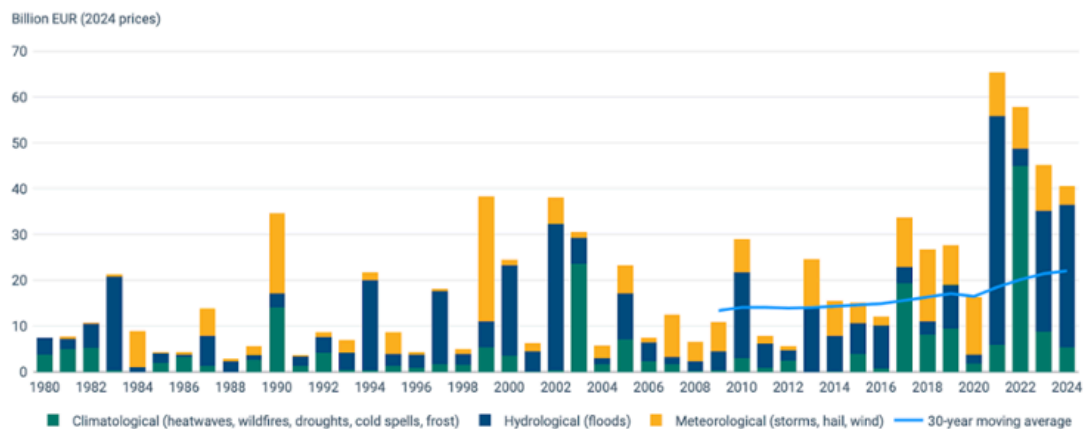


Figura 1.2: Perdite economiche annue causate da eventi estremi meteorologici e climatici negli Stati membri dell'UE. Fonte: European Environment Agency, 2025.

Country	Total losses million EUR	Loss per km ² EUR	Loss per capita EUR	Insured losses million EUR	Insured losses %	Fatalities
Austria	19,757	235,538	2,417	3,669	19	2,426
Belgium	18,404	600,130	1,742	7,610	41	14,827
Bulgaria	6,292	56,684	801	99	2	3,190
Croatia	4,742	83,796	1,083	110	2	2,146
Cyprus	459	49,607	635	8	2	253
Czechia	21,711	275,270	2,086	2,885	13	1,382
Denmark	9,347	217,750	1,724	5,690	61	1,036
Estonia	352	7,766	250	54	15	547
Finland	2,422	7,159	465	74	3	1,873
France	138,104	216,302	2,218	48,009	35	69,059
Germany	186,908	522,718	2,304	57,663	31	107,508
Greece	18,311	139,046	1,734	912	5	14,096
Hungary	12,813	137,755	1,261	617	5	8,453
Ireland	4,833	69,095	1,169	813	17	295
Italy	145,226	480,766	2,503	6,373	4	56,855
Latvia	1,302	20,153	570	90	7	251
Lithuania	2,968	45,467	899	70	2	731
Luxembourg	1,409	543,089	2,980	685	49	218
Malta	83	261,285	204	2	2	170
Netherlands	13,241	354,112	828	6,255	47	5,450
Poland	27,885	89,395	738	1,611	6	6,773
Portugal	17,653	191,412	1,721	617	3	20,339
Romania	23,964	100,521	1,121	334	1	6,495
Slovakia	2,549	51,989	478	106	4	1,281
Slovenia	18,480	911,559	9,176	642	3	861
Spain	119,577	236,326	2,804	14,415	12	113,627
Sweden	3,831	8,563	419	990	26	927
Total EU-27	822,624			160,403		441,069
Iceland	27	267	93	0	0	3
Liechtenstein	22	139,338	674	11	48	1
Norway	4,462	11,604	956	3,079	69	77
Switzerland	22,749	550,999	3,056	7,978	35	19,408
Türkiye	7,978	10,225	120	535	7	3,222

Tabella 1.1: Distribuzione delle perdite economiche, delle perdite assicurate e delle vittime associate agli eventi climatici estremi nei Paesi europei. Fonte: European Environment Agency, 2025.

La Figura 1.2, che rappresenta l'analisi delle serie storiche delle perdite economiche dovute da eventi climatici, mostra un andamento irregolare ed imprevedibile di tali perdite nel breve periodo, evidenziando grandi sbalzi in anni vicini tra loro, come nel triennio 1989-1990-1991 o 1997-1998-1999. Nel lungo periodo, però emerge una chiara tendenza crescente delle perdite economiche: la media annua è aumentata da circa 8,6 miliardi nel decennio 1980-1989 a 19,7 miliardi nel periodo 2010-2019. Gli anni più recenti, in generali, sono quelli che registrano perdite più elevate, a partire dal 2021 con perdite pari a circa 65,2 miliardi di euro, seguito dal 2022 con 57,7 miliardi, dal 2023 con 45,1 miliardi e dal 2024 con 40,4 miliardi. Unico valore “anomalo” è il 1999 che presenta perdite molto elevate (38,2 miliardi di euro) in confronto al periodo di riferimento a causa

di numerose e violente tempeste che in quegli anni hanno colpito alcuni paesi europei (European Environment Agency, 2025).

Facendo riferimento sempre alla Figura 1.2, possiamo classificare queste perdite anche in base alla tipologia di eventi da cui derivano: poco meno del 50% delle perdite registrate in tutto il periodo di riferimento deriva da rischi idrologici e inondazioni; circa il 30% deriva da eventi meteorologici come tempeste, grandinate o eventi estremi; rischi climatologici impattano per il 15-20% delle perdite totali e la parte restante deriva da siccità, incendi, gelo o altri fenomeni climatici.

Per quanto riguarda invece un'analisi dal punto di vista geografico, dalla Tabella 1 possiamo vedere che gli eventi hanno impatti molto diversi nelle diverse aree geografiche europee. In generale, le perdite più elevate in termini assoluti si sono registrate, nel periodo di riferimento, in Germania, Italia, Francia e Spagna, in quanto più esposti a fenomeni climatici estremi e con una densità abitativa più elevata rispetto ad altri paesi europei. Slovenia, Svizzera, Lussemburgo e Spagna hanno registrato invece le perdite pro-capite più elevate, mentre le perdite per chilometro quadrato sono state più elevate in Slovenia, Belgio, Svizzera, Lussemburgo e Germania. Guardando in modo particolare al caso italiano, a causa della sua elevata esposizione ad eventi quali frane, ondate di calore e soprattutto alluvioni, è tra i paesi con la perdita maggiore, circa 145 miliardi di euro.

Un ultimo elemento importante che possiamo ricavare dalla tabella è che meno del 20% delle perdite economiche registrate in Europa tra il 1980 e il 2024 veniva assicurato preventivamente. Questo fa sorgere un *protection gap*, ossia una differenza tra le perdite economiche registrate e le perdite che vengono coperte da assicurazione, che varia in modo considerevole in base alla tipologia di evento: per gli eventi meteorologici oltre il 35% delle perdite era assicurato, mentre per le inondazioni la quota si riduce a circa il 15% e per gli eventi climatologici a poco più del 10%.

Dato che gli eventi estremi sono quindi destinati ad aumentare, è probabile che anche le perdite associate a questi eventi segua questo trend di crescita. È per

questo necessario che vengano adottati degli approcci per cercare di integrare e gestire questi rischi in crescita.

1.2 Il framework hazard–exposure–vulnerability nella valutazione del rischio climatico

Questa necessità di analisi del rischio fisico, indietro rispetto al rischio di transizione, ha portato negli ultimi quindici anni ad un progressivo affinamento degli strumenti di misurazione del rischio. Inizialmente venivano utilizzati indicatori aggregati, come le metriche ESG, poi metriche più specifiche, come quelle legate alle emissioni di carbonio (carbon intensity), che hanno consentito di realizzare modelli di portafoglio e strategie forward-looking per il rischio di transizione. Per quanto riguarda invece il rischio fisico, come già detto, manca un indicatore equivalente alla carbon intensity che abbia la medesima funzione.

Nel contesto metodologico, il rischio fisico viene interpretato come il risultato di tre componenti fondamentali: hazard, exposure e vulnerability. Si assiste quindi al passaggio da un'unica metrica di riferimento per il rischio di transizione, alla combinazione di tre elementi per il rischio fisico, che consentano di riassumere sia la probabilità di accadimento di un determinato evento sia le possibili conseguenze che questi potrebbero avere.

L'obiettivo finale della modellizzazione del rischio fisico è quindi quantificare l'impatto del cambiamento climatico sulle economie nazionali, sulla performance delle imprese e sui rendimenti dei portafogli di investimento. Il framework generalmente utilizzato è:

$$\text{Risk} = f(\text{hazard} \times \text{exposure} \times \text{vulnerability})$$

Per cui il rischio dipende non solo dall'avvenimento di un fenomeno pericoloso, ma anche dai beni o soggetti esposti a tale fenomeno e dalla loro capacità di resistere o adattarsi alle conseguenze.

Secondo l'IPCC AR6², l'hazard (pericolo) viene definito come la possibilità che si verifichi un evento fisico, naturale o indotto dall'uomo, che possa causare perdite di vite umane, lesioni o altri impatti diversi alla salute dell'uomo, così come danni e perdite a proprietà, infrastrutture, mezzi di sussistenza, fornitura di servizi, ecosistemi e risorse ambientali.

L'exposure (esposizione) viene invece definita come la presenza in luoghi che potrebbero essere colpiti o influenzati negativamente dagli eventi, di persone, specie, ecosistemi, infrastrutture o asset economici, sociali o culturali.

Infine, la vulnerability (vulnerabilità) indica la propensione o predisposizione ad essere influenzati negativamente dal cambiamento climatico.

Le tre componenti, hazard, exposure e vulnerability, sono concetti che singolarmente vengono ben definiti, cosa che invece è più complessa quando vengono aggregate e si cerca di misurare il rischio, che generalmente si riferisce a metriche come la frequenza, la gravità o l'entità delle perdite.

Per fare un esempio, se consideriamo come evento un'alluvione avremo che:

- L'hazard sono le precipitazioni estreme e di conseguenza lo straripamento di fiumi;
- L'exposure sono le abitazioni, infrastrutture, terreni agricoli situati nella zona colpita da alluvioni;
- La vulnerability può derivare da edifici costruiti male, assenza di argini, elevata dipendenza economica dalle attività locali.

Applicando il framework in oggetto, la difficoltà principale sorge nel momento in cui si iniziano a considerare gli effetti indiretti o a cascata, come gli effetti che possono generarsi sul debito pubblico di un paese o le ripercussioni sulle catene globali del valore, dove un evento climatico estremo verificatosi in una determinata area geografica può compromettere produzione, approvvigionamenti e stabilità economico-finanziaria anche in Paesi non direttamente colpiti dall'evento.

² Sesto Rapporto di Valutazione pubblicato dall'Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC, 2023)

Dal punto di vista pratico, le tre metriche vengono determinate e stimate in maniera differente: l'exposure utilizza dati territoriali provenienti da molteplici fonti (inventari delle infrastrutture, osservazioni satellitari...) per identificare e mappare popolazioni, attività economiche e asset nelle aree più esposte ai rischi fisici. La vulnerabilità invece considera elementi come gli standard edilizi, condizioni socioeconomiche o protezioni esistenti per verificare la sensibilità di quest'ultimi ai rischi.

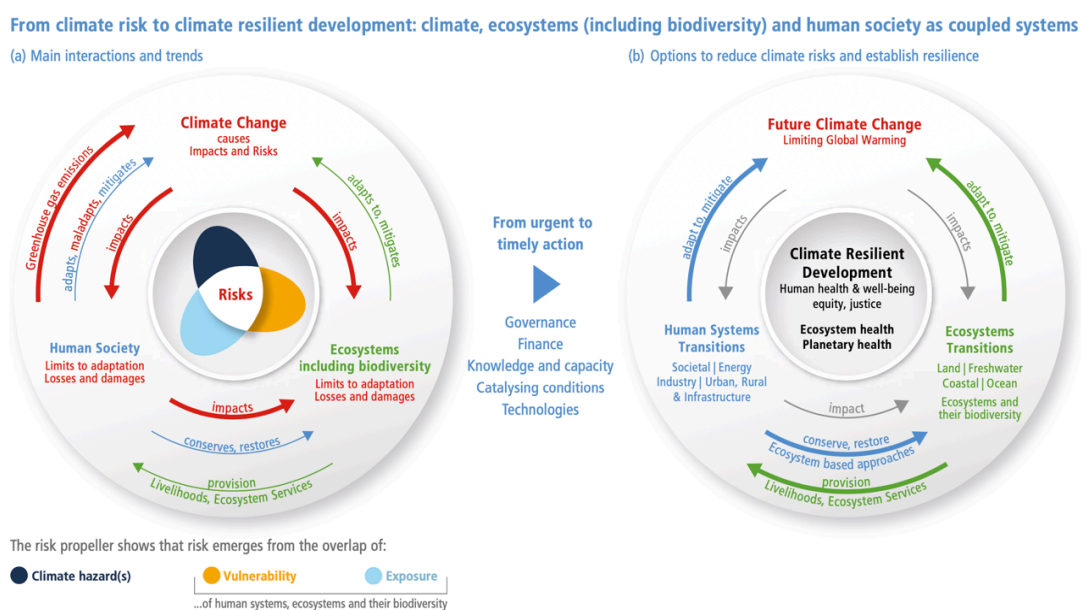


Figura 1.3: Interazione tra cambiamento climatico, ecosistemi e sistemi umani: dal rischio climatico allo sviluppo resiliente al clima. Fonte: IPCC, 2023.

La Figura 1.3, tratta dall'IPCC AR6, va ad evidenziare come l'evento in sé da solo non basti a determinare un rischio fisico, ma deve essere combinato con le altre due componenti. In particolare, la figura va a rappresentare il passaggio da una situazione di rischio climatico (a sinistra) ad un modello di sviluppo resiliente al clima (a destra).

Nel pannello A: "Main interactions and trends" la parte centrale rappresenta proprio il framework in oggetto, ossia il rischio fisico che deriva dalla sovrapposizione tra hazard, exposure e vulnerability. Nel pannello invece B: "Options to reduce climate risks and establish resilience" l'IPCC va a definire il passaggio a interventi tempestivi e strutturali che si basano principalmente su strumenti finanziari adeguati, sviluppo tecnologico e una governance efficace, con

l'obiettivo di costruire un sistema in grado non solo di rispondere alle sfide ambientali ma anche cercare di adattarsi ai suoi impatti.

Nella parte di destra, quindi, è la società umana che causa il cambiamento climatico, che, attraverso hazard, exposure e vulnerability, genera eventi e rischi che possono provocare danni e perdite. In questa situazione la società può reagire ai cambiamenti climatici mediante strategie di adattamento, disadattamento o mitigazione, mentre gli ecosistemi sono in grado soltanto di adattarsi o di attenuare gli effetti entro soglie determinate. Queste relazioni rivelano la natura sistemica e connessa dell'interazione tra società umana ed ecosistemi. Le attività antropiche generano emissioni di gas serra che alimentano il cambiamento climatico, i cui effetti si ripercuotono sui sistemi naturali e socioeconomici attraverso perdite economiche, danni fisici e una progressiva erosione della capacità di adattamento. Gli ecosistemi, a loro volta, non sono semplici vittime passive di questo processo: contribuiscono attivamente alla sua mitigazione attraverso l'assorbimento delle emissioni, la conservazione della biodiversità e la fornitura di servizi ecosistemici essenziali per il funzionamento delle economie e delle società umane.

I colori delle frecce rappresentano le interazioni principali: il blu rappresenta le interazioni della società umana, il verde quelle dell'ecosistema, in a) in rosso sono rappresentati gli effetti del cambiamento climatico e dell'attività umana mentre in b) sono rappresentati in grigio gli effetti contenuti derivanti cambiamento climatico e delle attività umane.

In sintesi, la gestione di tale rischio non deve limitarsi al solo hazard, che spesso potrebbe anche essere difficile da ridurre in quanto determinato da fenomeni naturali, ma deve concentrarsi a limitare l'esposizione e la vulnerabilità, ad esempio tramite sistemi di allerta precoce, misure di adattamento climatico o rafforzamento delle infrastrutture.

1.3 La matrice di materialità dei rischi fisici: analisi settoriale e geografica in Europa

La matrice di materialità, in generale, ha come obiettivo quello di tradurre evidenze scientifiche in informazioni utilizzabili da istituzioni finanziarie, imprese o autorità di vigilanza. È quindi uno strumento di mappatura bidimensionale che permette di ordinare i rischi identificati secondo la probabilità di accadimento e la magnitudo dell'impatto atteso.

Applicando ciò al rischio climatico, tale struttura viene arricchita da una terza dimensione, ossia l'esposizione al default (EAD) del soggetto analizzato. In questo modo la matrice diventa da strumento qualitativo uno strumento più quantitativo in grado di dividere per priorità il rischio.

Per quanto riguarda il rischio di transizione, la sua materializzazione è legata alle scelte di policy delle imprese e tende quindi più a concentrarsi su settori caratterizzati da elevata intensità carbonifera (energia fossile, chimica pesante) o su imprese che ancora non hanno completato un processo di decarbonizzazione. I rischi fisici seguono invece una logica diversa: la loro intensità non dipende dalle scelte strategiche delle singole imprese, ma dalle condizioni del sistema climatico e dalla localizzazione geografica delle attività economiche. Essi si materializzano in funzione dell'esposizione geografica e della vulnerabilità settoriale delle imprese, determinate dalla localizzazione degli asset, dalla natura delle attività economiche svolte e dalla capacità adattiva dei soggetti esposti.

L'ultima parte di questo capitolo si occuperà proprio di costruire una matrice di materialità per i principali rischi fisici considerando sia il settore economico sia l'area geografica (l'analisi si limita solo all'area europea).

1.3.1 La matrice settoriale: esposizione ai rischi fisici e di transizione

Nel contesto dell'analisi della materialità climatica, uno degli strumenti maggiormente utilizzati per rappresentare in modo sintetico l'esposizione dei diversi comparti economici ai rischi climatici è la heatmap settoriale, come la

Figura 4 presa dal Report della BCE “Good practices for climate-related and environmental risk management”. Tale rappresentazione consente di confrontare simultaneamente il grado di vulnerabilità dei settori rispetto ai rischi fisici e ai rischi di transizione, evidenziando le aree caratterizzate da maggiore rilevanza sistemica. Attraverso una combinazione di assi dimensionali e indicatori visivi, la matrice permette infatti di individuare i comparti maggiormente esposti agli impatti del cambiamento climatico e di supportare le attività di monitoraggio, valutazione e gestione del rischio da parte delle istituzioni finanziarie.

Sector portfolio exposure to physical and transition risk drivers

(size of the bubble indicates exposure at default)

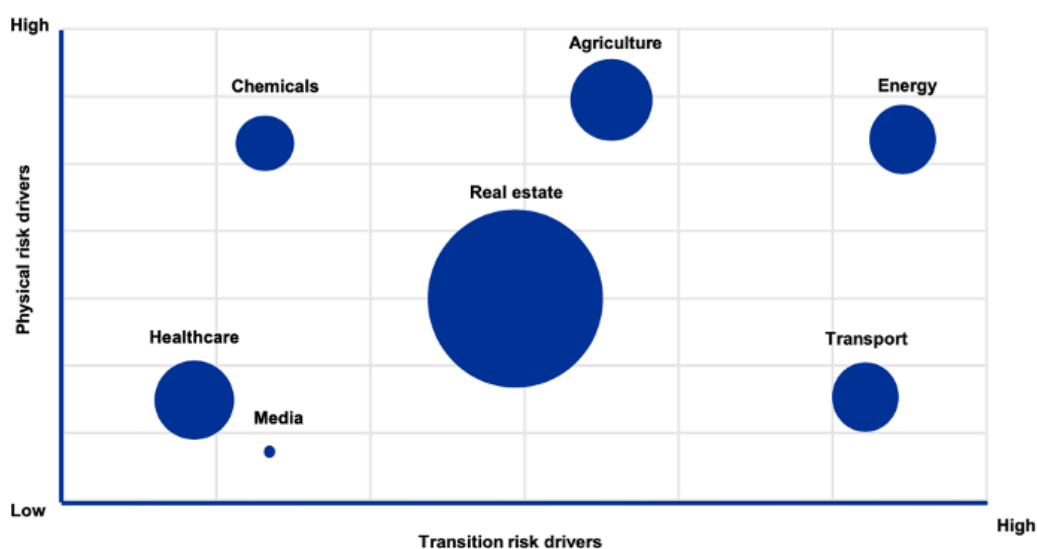


Figura 1.4: Heatmap settoriale dell’esposizione ai rischi fisici e di transizione climatici, con indicazione della vulnerabilità al rischio di default dei diversi comparti economici. Fonte: European Central Bank, 2022.

Nel piano cartesiano, i sette settori presi in considerazione (Salute, Media, Chimica, Immobiliare, Agricoltura, Energia e Trasporti) vengono posizionati in base alla loro esposizione al rischio fisico (sull’asse dell’ordinata) e al rischio di transizione (sull’asse delle ascisse), mentre la dimensione dipende da l’EAD di ciascun settore ai due rischi congiunti.

Il settore che maggiormente è esposto, in generale, a questi rischi, è quello immobiliare (Real estate). La sua bolla è quella di dimensioni maggiori, che rappresenta quindi un’esposizione al default molto elevata, in più si trova in una

posizione centrale del piano, rappresentando quindi una considerevole esposizione ad entrambi i rischi; infatti, gli asset immobiliari sono esposti sia ai rischi fisici per via della loro immobilità geografica (non possono essere spostati in caso di alluvione, ondate di calore, venti estremi) ma a causa dei sempre maggiori standard di efficienza energetica, ad esempio, sono notevolmente esposti anche ai rischi di transizione.

Il settore agricolo invece è quello che, per sua natura, più di tutti è influenzato dal rischio fisico, in quanto dipende direttamente dalle condizioni climatiche, ma presenta anche una discreta esposizione al rischio di transizione dovuta principalmente a cambiamenti delle politiche di utilizzo del suolo o di nuove regolamentazioni delle emissioni agricole.

Dall'altra parte, il settore maggiormente esposto al rischio di transizione è quello energetico, che presenta però anche una elevata esposizione fisica, che va a riflettere la vulnerabilità del settore sia per quanto riguarda l'impatto degli eventi estremi sulle infrastrutture energetiche ma anche la centralità del settore nel processo di decarbonizzazione.

I settori invece meno interessati da entrambi i rischi sono quello della sanità e dei media, che non sono particolarmente esposti né al rischio fisico né al rischio di transizione.

Tralasciando il rischio di transizione per concentrarci sul rischio fisico, che è il focus di questa tesi, attraverso la Figura 1.5 derivante dal rapporto EUCRA possiamo individuare quale specifico rischio fisico va ad influenzare ciascun settore.

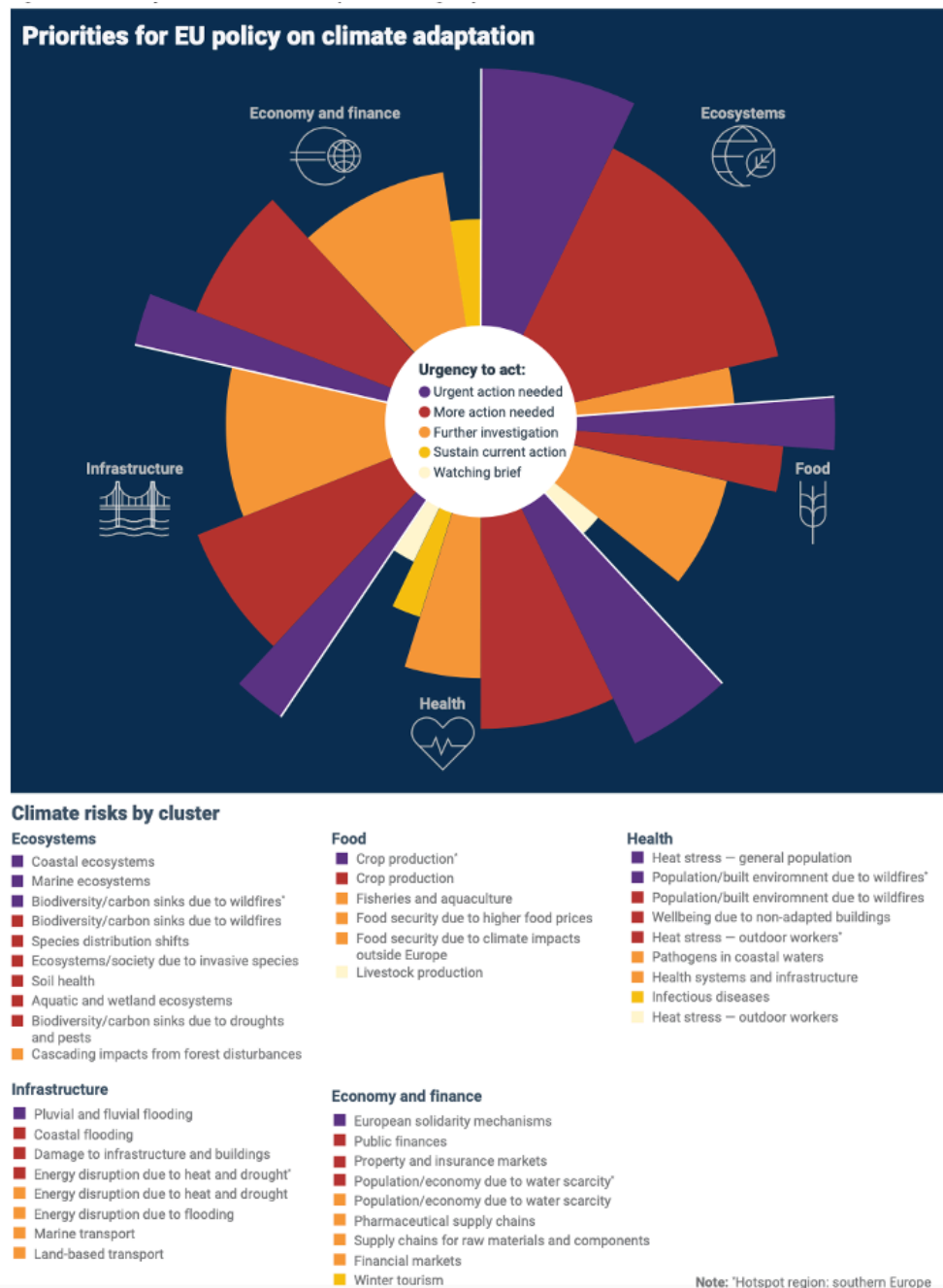


Figura 1.5: Principali rischi climatici per l'Europa e livello di urgenza delle azioni di adattamento nei diversi settori economici e sociali. Fonte: European Environment Agency, 2024.

Tale figura va a suddividere cinque livelli di urgenza (da giallo il meno urgente a viola il più urgente) introducendolo come criterio di gestione del rischio; infatti uno stesso rischio potrebbe essere, in base al livello di urgenza, gestibile con misure già in corso o richiedere ulteriori interventi per evitare danni irreversibili.

In base quindi ai settori maggiormente vulnerabili e al livello di urgenza di ciascun rischio, viene riassunto nella Tabella 1.2 quali sono i principali rischi associati a ciascun settore.

Settore	Principali rischi fisici
Agricoltura	siccità, ondate di calore
Energia	ondate di calore, scarsità idrica
Turismo	temperature estreme
Infrastrutture	alluvioni
Immobiliare	alluvioni, innalzamento del mare

Tabella 1.2: Tabella riassuntiva dei principali rischi fisici associati a ciascun settore economico. Fonte: elaborazione propria

1.3.2 I driver del rischio fisico in Europa: tendenze osservate e proiettate

La dimensione geografica è il secondo aspetto importante da prendere in considerazione per la nostra matrice di materialità. Per fare ciò vengono prese diverse macro-regione europee e cinque driver climatici (temperatura media, giorni di andata di calore, precipitazioni totali, precipitazioni intense e siccità). Il documento di riferimento è sempre il rapporto EUCRA (European Environment Agency, 2024), già usato in precedenza, che utilizza due proiezioni differenti: uno

scenario a basse emissioni (SSP1-2.6, indicato con low nel grafico) e uno scenario ad alte emissioni (SSP3-7.0, indicato con high)³.

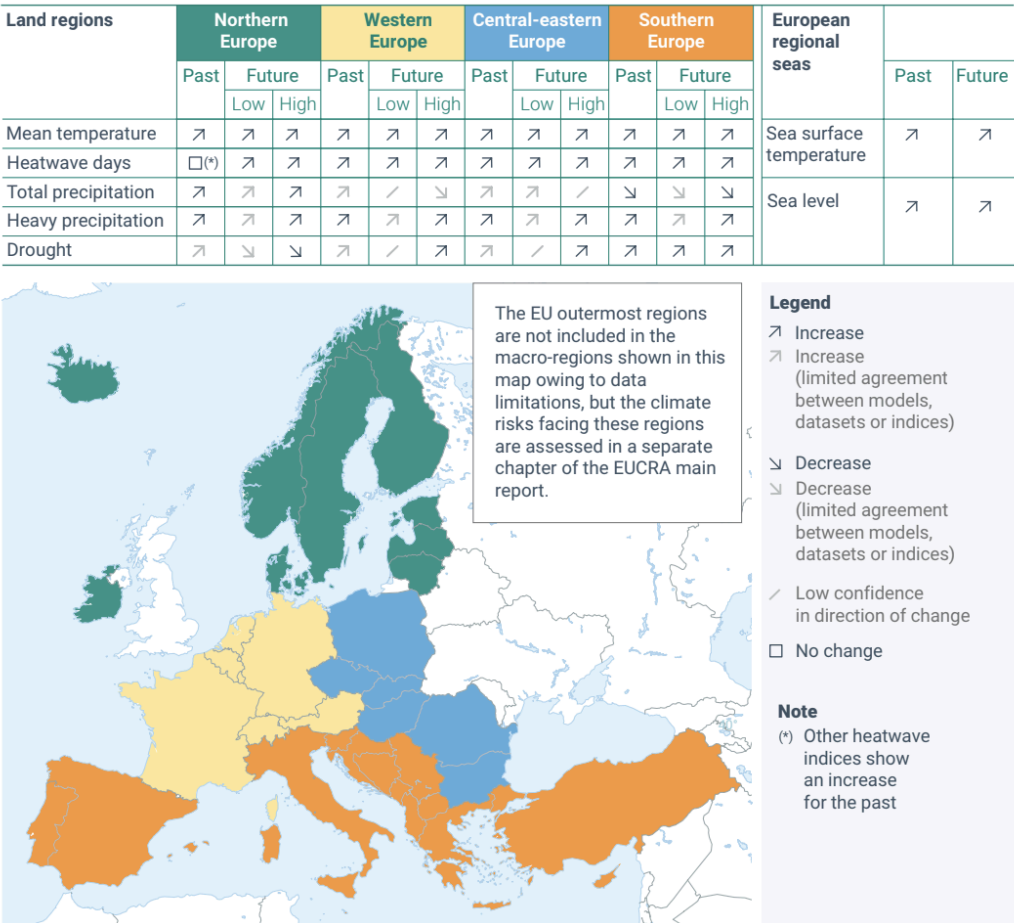


Figura 1.6: Evoluzione storica e prospettica dei principali driver di rischio climatico nelle macro-regioni europee. Fonte: European Environment Agency, 2024.

Il primo elemento evidenziato dall’analisi è che gli effetti del cambiamento climatico vengono distribuiti in modo uniforme nel territorio europeo ma con intensità differenti in base alle caratteristiche geografiche e climatiche delle varie aree. Infatti, a fronte di alcuni elementi comuni, come l’aumento considerevole della temperatura media accompagnato da frequenti ondate di calore, emergono profonde asimmetrie nella gestione di questi rischi.

³ L’analisi per scenario verrà ampiamente trattata successivamente nel capitolo 3

Le regioni settentrionali e occidentali presentano molte caratteristiche comuni, soprattutto nei dati registrati in passato: in entrambe le aree la causa maggiore dell'aumento del rischio fisico è l'incremento delle precipitazioni estreme, con ovvie conseguenze anche su alluvioni e infrastrutture idriche.

Per quanto riguarda invece la regione centro-orientale, i driver più preoccupanti sono i medesimi delle due precedenti regioni ma con l'aggravante del rischio di siccità, che soprattutto nello scenario "High" tende ad assumere carattere più strutturale. Dato però l'aumento anche delle precipitazioni intense nei due scenari futuri, la situazione delle regioni centro-orientali è decisamente instabile, caratterizzata da periodi di deficit idrico alternati a situazioni di precipitazioni estreme, mettendo così in difficoltà sia il settore agricolo quanto il settore energetico e infrastrutturale.

La situazione più grave si registra però nella regione dell'Europa meridionale: in entrambi gli scenari si osserva infatti un aumento della temperatura media, delle ondate di calore, delle condizioni di siccità e delle precipitazioni estreme, accompagnate simultaneamente da invece una riduzione delle precipitazioni totali. Questi elementi insieme determinano una situazione di estrema vulnerabilità di tutti i settori economici e produttivi. Un elemento particolare qui registrato è quella della coesistenza di una riduzione delle precipitazioni medie e un aumento invece delle precipitazioni estreme; condizioni non autoescludenti tra loro, ma che possono così portare ai danni derivanti sia dalla siccità dovuta ad assenza di piogge, che ai danni derivanti da alluvioni estreme ed improvvise.

Così come svolto per l'analisi settoriale, anche per quella geografica vengono riassunti in una tabella i principali rischi a cui ogni area geografica è maggiormente esposta.

Regione europea	Rischio dominante
Mediterraneo	siccità, incendi
Europa centrale	alluvioni
Nord Europa	precipitazioni intense
Regioni costiere	innalzamento del livello del mare

Tabella 1.3: tabella riassuntiva dei principali rischi fisici associati a ciascuna area europea. Fonte: elaborazione propria.

1.3.3. Una matrice integrata: settori e geografie a confronto

Attraverso l'utilizzo delle analisi settoriali e geografiche condotte nelle sezioni precedenti, è possibile costruire una matrice integrata di materialità del rischio fisico. In particolare, l'elemento geografico costituisce un'approssimazione delle componenti hazard ed exposure (un'azienda situata nell'Europa meridionale è strutturalmente più esposta a siccità, ondate di calore e precipitazioni estreme rispetto a un'impresa ubicata in Europa settentrionale). L'elemento invece settoriale approssima la componente vulnerability, per cui un'impresa agricola dipende direttamente dalle condizioni climatiche per lo svolgimento della propria attività produttiva, mentre un'azienda del settore finanziario presenta un grado di vulnerabilità diretta inferiore.

	Nord Europa	Europa Occidentale	Europa Centro-Orientale	Europa Meridionale
Real Estate	Medio	Alto	Medio-Alto	Molto Alto
Agricoltura	Medio-Basso	Medio	Medio-Alto	Molto Alto
Energia	Medio	Medio-Alto	Medio	Alto
Infrastrutture e trasporti	Medio	Alto	Medio-Alto	Alto
Salute	Basso	Medio	Medio	Molto Alto
Chimica	Basso	Medio	Medio	Alto
Finanza e assicurazioni	Medio-Basso	Medio-Alto	Medio	Molto Alto

Tabella 1.4: matrice di materialità dei rischi fisici. (Scala: 1=Basso, 2=Medio-Basso, 3=Medio, 4=Medio-Alto, 5=Alto, 6=Molto) Alto. Fonte: elaborazione propria su EEA, 2024; ECB, 2022.

Nota metodologica: i punteggi riportati nella matrice sono una elaborazione propria basata sulle evidenze del rapporto EUCRA (European Environment Agency, 2024), sulle linee guida della BCE in materia di rischio climatico (European Central Bank, 2022) e sulla letteratura settoriale di riferimento. La scala adottata è composta da sei livelli: Basso (1), Medio-Basso (2), Medio (3), Medio-Alto (4), Alto (5), Molto Alto (6). I livelli sono stati assegnati combinando la frequenza e l'intensità degli hazard climatici prevalenti in ciascuna macro-area geografica con la sensibilità strutturale di ciascun settore agli impatti fisici identificati. La matrice non costituisce una classificazione oggettiva e definitiva del rischio, ma una proxy qualitativa dell'esposizione combinata, utilizzata come componente della variabile PhysicalRisk nel modello empirico del Capitolo 4.

La Tabella 1.4 evidenzia come la materialità del rischio fisico climatico tenda a variare in funzione sia del settore economico che dell'area geografica, secondo la matrice proposta e in base agli indicatori considerati. In particolare, emerge una tendenza crescente della materialità man mano che ci si sposta dai paesi del Nord Europa verso quelli del Sud Europa, per tutte le tipologie di settore, a conferma che l'Europa meridionale tende a risultare maggiormente esposta agli eventi climatici secondo gli indicatori adottati.

Dal punto di vista settoriale invece, il Real Estate emerge come il settore con il grado esposizione più elevato in tutti i settori, a conferma della forte vulnerabilità

degli asset immobiliari agli eventi climatici estremi, alle ondate di calore, alla siccità e al rischio idrologico. Allo stesso modo, anche il settore agricolo mostra una elevata materialità, soprattutto nelle zone del centro e sud Europa, in ragione della necessità di buone condizioni atmosferiche e disponibilità di risorse idriche per il corretto funzionamento.

I settori sanitario ed economico (Finanza e assicurazioni) registrano invece livelli di materialità crescenti man mano che ci spostiamo dalla zona Nord alla zona Sud dell'Europa, confermando il trend generale della matrice.

L'Europa Occidentale e l'Europa Centro-Orientale presentano entrambe profili intermedio-alti, sebbene con caratteristiche differenti in termini di driver di rischio prevalenti e settori maggiormente vulnerabili. Il comparto occidentale presenta valori maggiori soprattutto nel settore immobiliare e delle infrastrutture e trasporti, particolarmente danneggiati da precipitazioni intense, alluvioni, progressivo aumento delle temperature. Dall'altra parte, l'Europa centro-orientale evidenzia livelli medio-alti in particolare nei settori immobiliare, agricoltura e infrastrutture, a causa soprattutto dell'aumento della frequenza di eventi estremi e l'intensificazione della condizione di siccità.

Infine, l'area del Nord Europa è quella meno vulnerabile ai rischi climatici, con livelli di materialità molto bassi per i settori sanitario e chimico, giustificati soprattutto per la minore esposizione dell'area agli eventi climatici estremi e la maggiore capacità di adattamento.

In conclusione, l'analisi tramite matrice di materialità ha implicazioni dirette su tutti i livelli del sistema economico e finanziario. La combinazione di elementi quali l'esposizione, la vulnerabilità o la capacità di adattamento dei paesi ai vari rischi va a determinare infatti materialità diverse a seconda dell'area geografica e del settore economico e produttivo, a conferma che il rischio climatico non può più essere considerato un elemento uniforme sotto nessun punto di vista. È quindi necessaria una analisi integrata che tenga conto delle molteplici visioni e delle singole caratteristiche dei settori. È opportuno anticipare una precisazione metodologica rilevante per la coerenza tra questo capitolo e l'analisi empirica del Capitolo 4. La matrice di materialità considera una gamma ampia di rischi fisici

(alluvioni, siccità, ondate di calore, innalzamento del livello del mare, precipitazioni estreme) coerentemente con il profilo di rischio complessivo delle macro-regioni europee analizzate. All'interno del Capitolo 4 invece, verrà sviluppato un indice climatico empirico che si basa esclusivamente su tre indicatori Copernicus concernenti i rischi idrologici e la siccità, omettendo altri pericoli a causa della mancanza di dati a livello NUTS2. Per questo motivo, tale variabile rappresenta una componente limitata del profilo di rischio fisico delineato in questo capitolo. Tale limitazione viene esaminata in modo esplicito nell'ultimo capitolo di questo elaborato, unitamente alle sue conseguenze per l'interpretazione dei risultati. Proprio per questo motivo, tale matrice non ha però una funzione meramente descrittiva, ma costituisce una componente operativa diretta dell'analisi empirica sviluppata nel Capitolo 4.

Capitolo 2: strumenti finanziari per la gestione del rischio fisico

Nel capitolo 1 abbiamo dimostrato che il rischio fisico non è un fenomeno uniforme, ma può variare in funzione del settore economico e dell'area geografica di riferimento. Il presente capitolo parte da questo quadro per affrontare le seguenti domande: quali strumenti finanziari sono disponibili per gestire, trasferire o mitigare questa tipologia di rischio? E in che misura questi strumenti raggiungono effettivamente le PMI, che costituiscono la fascia di soggetti economici più numerosa ma allo stesso tempo più vulnerabile?

Il capitolo è organizzato in diverse sezioni: La sezione 2.1 classifica i principali strumenti finanziari disponibili per la gestione del rischio fisico, dalle assicurazioni tradizionali e parametriche ai CAT bond, dai derivati climatici agli strumenti di credito sostenibile, e analizza il fenomeno del protection gap nelle aree in cui il rischio sta diventando strutturalmente non assicurabile. Successivamente viene fatto un breve excursus nel paragrafo 2.2 sull'evoluzione del quadro regolatorio europeo in materia, dalla CSRD alle direttive della BCE e dell'EBA. Nel paragrafo 2.3 vengono messe in relazione la matrice di materialità del Capitolo 1 e gli strumenti finanziari più idonei per ciascuna macro-regione e per il pericolo predominante. Le conclusioni raccolgono le implicazioni analitiche di questo capitolo e anticipano il contributo del modello empirico sviluppato nel Capitolo 4.

2.1 classificazione degli strumenti finanziari per il rischio fisico

Il rischio fisico può essere finanziariamente gestito in due maniere: il trasferimento del rischio a terzi o l'accesso a liquidità condizionale post-evento. Le soluzioni possibili, coerenti con queste due modalità di intervento, spaziano dai classici contratti assicurativi fino agli strumenti più complessi dei mercati di capitali (Ranger & Mahul, 2022).

Una caratteristica comune a tutti gli strumenti è però che la loro efficacia dipende direttamente dalla fase di misurazione del rischio a monte, ossia dalla capacità di quantificare le tre componenti del framework hazard-exposure-vulnerability illustrate nel Capitolo 1. Strumenti come l'assicurazione parametrica o i CAT bond, ad esempio, richiedono la definizione di un trigger fisico preciso e misurabile, che presuppone una stima attendibile dell'hazard di riferimento. Strumenti di credito come i sustainability-linked loans richiedono invece la valutazione della vulnerabilità e della capacità adattiva dell'impresa.

Tra i principali strumenti, trattati in questa sezione, vi sono soprattutto le assicurazioni tradizionali, le assicurazioni parametriche, i derivati climatici, i titoli di capitale come i CAT bonds, strumenti di credito come i Sustainability-linked loans o i green loans e infine meccanismi pubblico-privati.

Lo strumento più comune per le PMI europee è l'assicurazione tradizionale, che si fonda su un principio di indennizzo, ossia il rimborso è commisurato al danno concretamente subito. Questa caratteristica porta tale strumento ad essere largamente utilizzato nonostante comporti spese di liquidazione significative e tempistiche di pagamento prolungate, fattori che risultano particolarmente critici in situazioni di crisi sistemica, nelle quali le imprese assicurative possono trovarsi in stato di difficoltà (Cummins & Mahul, 2009). Per i settori maggiormente esposti al rischio fisico identificati nel Capitolo 1 (real estate e agricoltura) questo limite è particolarmente rilevante, poiché la concentrazione geografica degli asset rende frequente la correlazione degli eventi all'interno del portafoglio assicurativo.

L'assicurazione parametrica supera questi limiti attraverso il pagamento automatico del risarcimento al superamento di una soglia predefinita di un indice fisico osservabile (ad esempio millimetri di pioggia cumulati, velocità del vento o gradi-giorno di siccità). Questo consente di avere rapidità di liquidazione e assenza di moral hazard da una parte, ma un aumento considerevole di basis risk⁴

⁴ Con moral hazard si intende il rischio che l'assicurato, una volta coperto, adotti comportamenti più rischiosi o riduca le proprie misure di prevenzione, sapendo che le eventuali perdite saranno comunque risarcite. Il basis risk indica invece la possibilità che l'indice contrattuale non rifletta fedelmente la perdita effettivamente subita dall'impresa: ad esempio, un'impresa agricola può subire danni rilevanti da siccità localizzata anche in un anno in cui l'indice regionale di umidità del suolo non supera la soglia trigger, non ricevendo quindi alcun indennizzo nonostante la perdita reale.

dall'altra (Clarke & Dercon, 2016). L'assicurazione parametrica basata, ad esempio, su indici di umidità del suolo o sulle temperature massime, può rappresentare quindi una risposta particolarmente efficace per quelle aree ad alta esposizione al rischio di siccità, in particolare il settore agricolo.

I catastrophe bond costituiscono il principale veicolo di trasferimento del rischio ai mercati dei capitali. Tali strumenti sono configurati come ABS⁵, ossia prevedono che il capitale investito venga trasferito allo sponsor al manifestarsi di un evento catastrofico con caratteristiche predefinite. Il mercato ha superato i 45 miliardi di dollari di emissioni nel 2023, ma rimane prevalentemente accessibile a grandi emittenti aziendali, società di riassicurazione e governi (Swiss Re Institute, 2023). Per le regioni costiere europee, dove il Capitolo 1 ha identificato il sea level rise come hazard strutturale di lungo periodo, i CAT bond emessi da enti territoriali o da compagnie con portafogli concentrati su immobili costieri rappresentano uno degli strumenti di trasferimento del rischio di crescente interesse istituzionale.

I sustainability-linked loans (SLL) e i green loans costituiscono invece strumento di accesso al credito sostenibile, in cui tasso di interesse varia in funzione del raggiungimento di KPI legati a performance ESG, o per cui il finanziamento è vincolato a specifici progetti climatici, come un maggiore efficientamento energetico, barriere anti-alluvione, sistemi di irrigazione a risparmio idrico. In questo modo le imprese riescono a diminuire il costo del capitale e quindi ridurre la loro vulnerabilità anche nel medio periodo (Climate Bonds Initiative, 2022).

Con l'intensificarsi della frequenza e della severità degli eventi estremi alcune aree geografiche stanno raggiungendo, e anche superando, la soglia oltre la quale il rischio non è più assicurabile. Swiss Re Institute (2023) definisce questo processo come il *“passaggio da rischi difficili da assicurare a rischi strutturalmente non assicurabili nel mercato privato”*.

Il meccanismo sottostante a questo processo è di natura duplice. Da una parte, l'incremento della frequenza prevista degli eventi riduce la diversificazione

⁵ Asset-Backed Securities: il rischio è cartolarizzato e trasferito ai mercati dei capitali attraverso una struttura veicolo, in questo caso lo sponsor.

temporale del portafoglio assicurativo, diminuendo la redditività del settore e spingendo le compagnie ad aumentare i premi oltre la capacità economica degli assicurati o a ritirare la copertura. Dall'altra, la crescente correlazione geografica degli eventi, per cui intere regioni europee vengono colpite simultaneamente dallo stesso pericolo, come nel caso della siccità nel bacino del Mediterraneo o delle inondazioni nell'Europa nord-occidentale, riduce la diversificazione spaziale del portafoglio, concentrando le perdite e accrescendo il rischio di insolvenza degli assicuratori (Carney, 2015). Questo secondo meccanismo riveste particolare importanza alla luce della matrice geografica del Capitolo 1: i fattori di rischio dell'Europa meridionale presentano una correlazione spaziale elevata nello scenario SSP3-7.0, proprio perché siccità, ondate di calore e incendi tendono a colpire simultaneamente l'intera macro-regione.

Le conseguenze per le PMI sono immediate. In mercati in cui la copertura assicurativa si riduce, come già osservato in alcune aree costiere dell'Europa meridionale per il rischio di inondazioni e in alcune zone montane per il rischio di incendi, le imprese si trovano a dover scegliere tra l'auto-assicurazione, che richiede riserve patrimoniali spesso non disponibili per le PMI, e l'esposizione non coperta al rischio fisico (OECD, 2021). Questa condizione amplifica il protection gap precedentemente descritto e genera una vulnerabilità finanziaria strutturale non rilevata dagli indicatori contabili tradizionali. Da qui deriva l'esigenza di integrare esplicitamente una misura di rischio fisico nei modelli di previsione del dissesto, come verrà suggerito nel Capitolo 4.

2.2 Il quadro regolatorio europeo: dalla disclosure alla valutazione del rischio fisico

Parallelamente all'evoluzione degli strumenti di mercato, il quadro normativo europeo ha subito una trasformazione rilevante negli ultimi anni, ridefinendo gli incentivi alla gestione del rischio fisico tanto per le imprese quanto per il sistema bancario. Tale evoluzione normativa assume particolare rilevanza ai fini del presente lavoro: nella misura in cui il quadro regolatorio incide sul costo del

capitale delle imprese esposte al rischio fisico e introduce obblighi di disclosure progressivamente più stringenti, esso genera una pressione strutturale verso l'integrazione della misurazione del rischio climatico nei processi aziendali, con ricadute nel medio termine sugli indicatori di solidità finanziaria delle PMI.

In tale contesto si inserisce la Corporate Sustainability Reporting Directive (CSRD, Direttiva UE 2022/2464), entrata in vigore nel gennaio 2023 e soggetta a un regime di applicazione graduale a partire dall'esercizio 2024. La CSRD impone alle imprese, inizialmente le grandi imprese quotate, con estensione alle PMI quotate entro il 2026, di comunicare le proprie esposizioni ai rischi fisici in conformità con gli standard ESRS (European Sustainability Reporting Standards), con particolare attenzione all'ESRS E1 dedicato ai cambiamenti climatici. L'obbligo di effettuare una doppia materialità (double materiality assessment), valutando sia l'impatto dell'impresa sul clima sia l'impatto del clima sull'impresa, introduce per la prima volta un quadro standardizzato per la quantificazione dell'esposizione fisica a livello aziendale (EFRAG, 2023). È opportuno osservare che la logica della double materiality riproduce, in chiave normativa, la medesima struttura della matrice di materialità del Capitolo 1: l'impresa è tenuta a individuare i rischi fisici rilevanti per settore e area geografica, esattamente come l'analisi condotta in tale capitolo.

Oltre al CSRD, sempre a livello europeo, il quadro normativo europeo si è arricchito delle indicazioni emanate dalle autorità di vigilanza prudenziale. Nel 2022 la BCE ha pubblicato delle linee guida per la valutazione dei rischi climatici che gli istituti di vigilanza devono osservare (ECB, 2022). Tra queste linee guida, viene richieste alle banche cosiddette significant di integrare i rischi fisici e di transizione nei processi di erogazione del credito, nella valutazione dell'adeguatezza patrimoniale (ICAAP) e negli stress test prudenziali. Nel 2023 invece l'Autorità Bancaria Europea (EBA) ha emanato linee guida sui rischi ESG (EBA/GL/2023/06) allo scopo di uniformare l'integrazione dei rischi fisici nei processi di valutazione del merito di credito. Le banche quindi necessitano di metodologie per stimare la probabilità di default corretta per il rischio climatico delle imprese in portafoglio, un'esigenza che rende il modello proposto nel

Capitolo 4 non solo accademicamente significativo, ma operativamente indispensabile per la gestione del rischio bancario.

Anche a livello di politiche industriali europee vi sono alcune novità che negli anni hanno portato all'introduzione e al coinvolgimento sempre più attivo del rischio climatico. Alcuni esempi sono la EU Strategy on Adaptation to Climate Change (Commissione Europea, 2021) che offre un quadro di riferimento per gli investimenti pubblici in resilienza climatica, e il meccanismo InvestEU che, con una dotazione di 372 miliardi di euro di investimenti attivabili, include una finestra dedicata alla sostenibilità che copre esplicitamente progetti di adattamento al rischio fisico per le imprese di media dimensione, con particolare attenzione alle regioni dell'Europa meridionale e centro-orientale, che il Capitolo 1 ha identificato come le più vulnerabili.

L'effetto congiunto di questi interventi normativi è quello di ridurre progressivamente la tolleranza del sistema finanziario nei confronti delle imprese con elevata esposizione al rischio fisico non gestita, creando un canale di trasmissione tra rischio climatico e rischio di credito che si aggiunge — e in prospettiva tende ad amplificare — quello diretto analizzato nel modello empirico del Capitolo 4.

2.3 Matching tra rischi fisici e strumenti finanziari: dalla matrice di materialità agli strumenti

Le sezioni precedenti hanno evidenziato che l'efficacia degli strumenti finanziari destinati alla gestione del rischio fisico dipende dalla correlazione tra il pericolo o l'evento catastrofe e le caratteristiche dello strumento stesso (come il trigger, l'orizzonte temporale di copertura o la possibilità di fornire liquidità dopo l'evento).

Partendo da tale correlazione, e riprendendo le macro-regioni e i pericoli predominanti della Tabella 1.3 del Capitolo 1, è possibile abbinare a ciascuno gli strumenti finanziari più opportuni. I risultati sono riassunti nella Tabella 2.1, sulla base della letteratura esaminata nelle sezioni precedenti. Gli scenari climatici di

riferimento sono quelli del rapporto EUCRA del Copernicus Climate Change Service (SSP1-2.6 e SSP3-7.0), già impiegati nel Capitolo 1.

Area europea	Hazard dominante	Settori più esposti	Strumenti finanziari
Nord Europa	precipitazioni estreme	infrastrutture, trasporti	catastrophe bonds, flood insurance, parametric insurance, collateralized reinsurance
Europa occidentale	alluvioni urbane	immobili, infrastrutture	parametric insurance, catastrophe swaps, disaster insurance
Europa centrale	precipitazioni estreme e siccità	agricoltura, industria	weather derivatives, parametric insurance, contingent credit lines
Sud Europa	siccità e ondate di calore	agricoltura, turismo	drought insurance, weather derivatives, sustainability-linked loans, green loans
Regioni costiere	sea level rise	immobili, turismo	catastrophe bonds, climate/disaster insurance, public-private reinsurance schemes

Tabella 2.1: Strumenti finanziari per la gestione del rischio fisico climatico per macro-regione europea e hazard predominante

Per quanto riguarda il Nord Europa, per cui l'hazard dominante consiste nelle precipitazioni estreme secondo il Capitolo 1, gli strumenti più adatti risultano essere quelli dotati di trigger parametrico collegato a indici pluviometrici o idrometrici, integrati da meccanismi di riassicurazione collateralizzata⁶. La relativamente maggiore capacità di adattamento di questa regione si riflette in un mercato assicurativo più maturo e in un protection gap strutturalmente più contenuto rispetto alle altre macro-aree.

Nell'Europa occidentale, dove il rischio dominante è costituito dalle alluvioni urbane connesse all'impermeabilizzazione del suolo, le soluzioni parametriche a trigger locale e i catastrophe swap trovano un'applicazione crescente. Il settore immobiliare, il più esposto in tale area, trae particolare beneficio da coperture con indici territorialmente granulari, data l'elevata eterogeneità spaziale di fenomeni quali il rischio alluvionale urbano, la cui intensità può variare sensibilmente anche all'interno della stessa area metropolitana.

L'Europa centro-orientale è invece esposta sia a eventi pluviometrici estremi sia a periodi di siccità intensi, per cui deve tentare di gestire simultaneamente rischi caratterizzati da differenti livelli di frequenza e severità. In tale contesto, i derivati meteorologici rappresentano uno degli strumenti più versatili, poiché consentono di elaborare strategie di copertura basate su combinazioni di indici climatici, quali le precipitazioni e le temperature. A tali strumenti possono affiancarsi le contingent credit lines, ossia linee di credito attivabili al verificarsi di condizioni meteorologiche predefinite, offrono invece una soluzione di liquidità complementare, particolarmente rilevante per le PMI manifatturiere e agroalimentari con cicli produttivi stagionali (Barnett & Mahul, 2007). Coerentemente con quanto emerso dalla matrice di materialità, tali comparti rappresentano infatti i principali destinatari di queste soluzioni di gestione del rischio.

⁶ Gli strumenti a trigger parametrico erogano il pagamento al superamento di una soglia predefinita di un indice fisico misurabile (nel caso del rischio alluvionale, precipitazioni cumulate o livello idrometrico) senza necessità di perizia del danno effettivo, eliminando così il rischio morale tipico delle polizze tradizionali. La riassicurazione collateralizzata prevede invece che il capitale a garanzia sia depositato in un conto segregato, rendendo il pagamento indipendente dal rischio di controparte del riassicuratore, come avviene tipicamente nei catastrophe bond.

L'Europa meridionale e l'area mediterranea presentano il livello di vulnerabilità più elevato tra le macro-regioni considerate. Le proiezioni climatiche evidenziano infatti un aumento congiunto delle temperature medie, della frequenza e dell'intensità delle ondate di calore, dei periodi di siccità e degli eventi di precipitazione estrema, sia negli scenari di mitigazione sia, in misura più marcata, negli scenari ad alte emissioni. La natura multidimensionale di tali rischi rende necessaria l'adozione di un approccio integrato alla gestione del rischio climatico, fondato sulla combinazione di strumenti differenti e complementari, in grado di fornire protezione sia contro eventi acuti sia contro fenomeni cronici di lungo periodo. Per il settore agricolo, i prodotti assicurativi contro la siccità basati su indici di umidità del suolo (Soil Moisture Anomaly Index) e i weather derivatives sulle temperature massime costituiscono la risposta tecnica più efficace. Per il turismo, la copertura dei ricavi correlati alle condizioni meteorologiche tramite derivati parametrici sta emergendo come prassi diffusa tra gli operatori di medie dimensioni. I sustainability-linked loans e i green loans, collegati a investimenti in irrigazione efficiente o riconversione culturale, offrono un canale di finanziamento della resilienza a costi inferiori rispetto al mercato (Climate Bonds Initiative, 2022). La combinazione di un protection gap elevato e di un'assicurabilità decrescente, rende quest'area la più critica anche dal punto di vista della necessità di intervento normativo e pubblico.

Le regioni costiere, trasversalmente distribuite tra le diverse macro-aree europee, sono accomunate dall'esposizione all'innalzamento del livello del mare, un pericolo cronico per definizione irreversibile, che erode progressivamente l'assicurabilità degli asset immobiliari e turistici nel lungo periodo. Per queste aree, i CAT bond emessi da enti territoriali o da compagnie con portafogli concentrati su immobili costieri e i meccanismi pubblico-privati di riassicurazione si configurano come soluzioni necessarie per i rischi di coda a lungo termine, in un contesto in cui il ritiro progressivo del mercato assicurativo privato è già osservabile in alcune aree del Mediterraneo.

In conclusione, la corrispondenza tra rischio fisico e strumenti finanziari non è statica, ma evolve in funzione dell'aggiornamento degli scenari climatici, dell'innovazione nei prodotti assicurativi e del quadro regolatorio europeo. È per

questo necessaria l'integrazione di tale rischio all'interno sia delle valutazioni aziendali sia dei modelli di probabilità di default utilizzati dalle autorità di vigilanza. Tale necessità verrà affrontata nel Capitolo 4 con l'integrazione di una variabile di rischio fisico all'interno di un'analisi della probabilità di fallimento delle imprese.

Capitolo 3: Modellizzazione del rischio climatico

Il presente capitolo si propone di ricostruire il percorso metodologico attraverso cui la ricerca economica e finanziaria ha progressivamente sviluppato strumenti per quantificare e integrare il rischio fisico climatico, con l'obiettivo di fornire le basi concettuali per il modello empirico del Capitolo 4.

La prima sezione di questo capitolo si occupa di esaminare i modelli economico-climatici tradizionali, ossia i modelli DICE, RICE e gli Integrated Assessment Models (IAM), soffermandosi sulla struttura, i contributi e in particolare le limitazioni di questi modelli iniziali. La sezione 3.2 invece analizza l'evoluzione dell'analisi per scenari, confrontando i framework NGFS e IPCC e discutendo il loro impiego negli stress test climatici. Nella sezione successiva vengono analizzate le diverse e recenti funzioni di danno utilizzate nei vari modelli e come il rischio fisico viene integrato concettualmente nei modelli strutturali. Infine, l'ultima sezione riassume le implicazioni metodologiche per il Capitolo 4, facendo così da ponte tra la parte più teorica di tale tesi alla parte invece di analisi empirica.

3.1 Modelli climatico-economici tradizionali: DICE, RICE e IAMs

3.1.1. I modelli integrati DICE e RICE

Gli studi empirici già esistenti agli inizi degli anni '90 sull'interazione tra cambiamento climatico e crescita economica sono stati generalmente di natura parziale o statica. Il punto di svolta si ha con modelli DICE (Dynamic Integrated Climate-Economy) e RICE (Regional Integrated Climate-Economy), sviluppati a partire dal 1991 dall'economista statunitense William Nordhaus, che integrano in modo completo economia, ciclo di carbonio e clima (Nordhaus, 1992). Tali modelli, a differenza dei precedenti, sono di natura più dinamica, questo in quanto simulano l'evoluzione congiunta di economia e clima su orizzonti temporali di lungo periodo, integrando variabili come emissioni, concentrazioni atmosferiche,

temperature e danni economici che mutano nel corso del tempo. La limitazione principale di questi modelli deriva invece da una rappresentazione aggregata e semplificata dei danni climatici; le funzioni di danno impiegate infatti colgono un effetto medio sul PIL aggregato, ma trascurano l'eterogeneità regionale e settoriale degli impatti, la non linearità dei danni oltre determinate soglie di riscaldamento e la crescente frequenza degli eventi estremi. È proprio questa semplificazione che ha alimentato le critiche più rilevanti alla famiglia dei modelli IAM, aprendo la strada agli approcci alternativi discussi nelle sezioni successive.

Il modello DICE infatti, dalla definizione di Nordhaus del 1992, *“consente di analizzare politiche differenti lungo il percorso di transizione verso lo stato di lungo periodo, ..., consiste nell'introduzione di un approccio dinamico e integrato, che combina un modello di crescita economica con una rappresentazione semplificata del sistema climatico e dei relativi impatti economici”* (Nordhaus, 1992). Questo nel concreto viene svolto andando ad introdurre una relazione dinamica tra economia e clima.

Il modello RICE, invece, rappresenta semplicemente una estensione del modello DICE, che va a introdurre una dimensione regionale, in modo tale da poter analizzare le differenze tra paesi e aree geografiche. La struttura e la funzionalità rimane la stessa del modello DICE ma il mondo viene suddiviso in regioni con parametri e caratteristiche diverse (tasso di crescita demografica, sensibilità climatica, intensità carbonica..).

I principali cambiamenti apportati da questi modelli rispetto a quelli precedenti riguardano la funzione di produzione (nei vecchi modelli vi era una semplice relazione diretta tra emissioni e costi mentre ora abbiamo una vera funzione di produzione per descrivere questa relazione), la consapevolezza che i combustibili fossili sono limitati e diventano sempre più costosi nel tempo ed infine vengono considerati nei nuovi modelli anche impatti di mercato, non di mercato e potenziali impatti catastrofici causati dal cambiamento climatico.

Nei modelli il cambiamento climatico assume un ruolo ben importante e definito, ossia quello di problema di allocazione intertemporale delle risorse. Ci si trova di fronte ad una decisione: decidere se ridurre oggi le emissioni, comportando così

un costo immediato, in termini di minore consumo presente, ma un beneficio futuro, in termini di minori danni climatici e maggiore benessere e consumo futuro. Un aspetto centrale di questi modelli è dunque il trade-off tra consumo presente e futuro, che diventa il fulcro dell'analisi economica del cambiamento climatico. Tuttavia, proprio questo elemento evidenzia anche una delle principali difficoltà: i benefici delle politiche climatiche si manifestano su orizzonti temporali molto lunghi e incerti, mentre i costi sono immediati. Ciò rende complessa l'adozione di politiche ottimali, soprattutto in un contesto internazionale caratterizzato da interessi divergenti e problemi di coordinamento.

Le ipotesi alla base del modello, che costituiscono limitazioni importanti, sono principalmente due: che i paesi internalizzino nei loro processi decisionali i costi globali delle emissioni e che il mondo venga considerato come un'unica entità economica, ignorando quindi le differenze tra paesi sviluppati e paesi in via di sviluppo e i diversi impatti che il cambiamento climatico può avere.

Formalmente, la funzione obiettivo del modello DICE può essere rappresentata, in forma semplificata, come:

$$\max U [c(t), P(t)] \times (1 + \rho)^{-t}$$

Dove:

- U è l'utilità (benessere sociale)
- $c(t)$ è il consumo pro capite in un certo tempo t
- $P(t)$ è la popolazione in un certo tempo t
- ρ è il tasso temporale

Si tratta di una rappresentazione stilizzata della funzione di benessere intertemporale: nella formulazione originale di Nordhaus (1992), l'obiettivo è massimizzare la somma scontata del benessere sociale lungo l'intero orizzonte temporale del modello, integrando su tutti i periodi t le utilità ponderate per la popolazione e attualizzate al tasso di preferenza temporale ρ . La formula sopra riportata ne cattura la struttura essenziale, utilità dipendente da consumo pro capite $c(t)$ e popolazione $P(t)$, scontata a tasso ρ , ma non sostituisce la formulazione intertemporale completa (Nordhaus, 1992; Nordhaus, 2017).

Il modello DICE viene quindi testato su diversi scenari, che Nordhaus riassume in:

1. Nessun controllo: non viene adottata nessuna misura per rallentare e ridurre l'emissione di gas serra o per internalizzare tale esternalità climatica ma gli individui ci si adattano, non comportando quindi costi;
2. Politica ottimale: vengono adottate politiche efficienti o ottimali per cercare di rallentare il cambiamento climatico, ossia si cerca di massimizzare il valore attuale del benessere economico;
3. Ritardo di 10 anni della politica ottimale: le politiche ottimali del punto precedente vengono attuate ma con un ritardo di dieci anni rispetto al momento in cui vengono definite, in modo da analizzare i costi e i benefici del rinvio di queste misure;
4. Riduzione del 20% delle emissioni rispetto ai livelli del 1990: viene attuata una politica che consiste nel ridurre del 20% le emissioni di gas serra, rispetto a quanto veniva registrato nel 1990;
5. Geoingegneria: adottare una tecnologia che permetta di combattere il cambiamento climatico senza costi.

Tali modelli portano quindi grosse innovazioni, a partire dalla semplicità e trasparenza dovute a poche equazioni che integrano crescita economica, danni climatici e politiche di mitigazione, facilitando quindi l'interpretazione dei risultati. Nonostante ciò, da subito è però emerso che tali risultati ottenuti hanno dei limiti molto forti: le damage function semplificate trascurano elementi importanti come le interazioni settoriali, portando così ad una sottostima dei danni reali; spesso non considerano tail risk e tipping point ma rappresentano gli shock climatici come picchi gaussiani, ossia trascurano eventi estremi aggregando nel danno medio anche uragani, ondate di calore, alluvioni o eventi estremi simili. In generale i modelli DICE/RICE dipendono fortemente dalle ipotesi sottostanti, tanto che piccole variazioni di quest'ultime possono generare differenze significative nelle proiezioni di emissioni, temperatura e danni economici.

3.1.2 Gli Integrated Assessment Models (IAMs)

I modelli DICE e RICE fanno parte dei cosiddetti IAM (*Integrated Assessment Models* o modelli di valutazione integrata) elaborati a partire dagli anni Novanta. Essi rappresentano uno dei tentativi più significativi per trasformare scenari climatici in proiezioni economiche comparabili e quindi utilizzabili per formulare politiche socio-economiche capaci di intervenire in maniera efficiente nel contrastare il cambiamento climatico.

I modelli IAM permettono quindi di trasformare un problema climatico in un problema economico stimando le perdite subite a seguito di eventi quali l'innalzamento dei mari, l'aumento delle temperature, così come eventi di natura estrema come uragani o terremoti. Tali modelli dimostrano che, in molti scenari, i costi del cambiamento climatico aumentano in modo non lineare e possono crescere significativamente in assenza di intervento, in più dimostrano che le esitazioni e le attese nell'applicazione di strategie vanno ad aumentare tali costi, rendendo poi necessarie politiche più drastiche e onerose.

Oltre ai modelli DICE/RICE, tra i modelli IAM ne troviamo alcuni sviluppati qualche anno più tardi, più avanzati, come i modelli FUND o PAGE.

Il modello FUND (Framework for Uncertainty, Negotiation and Distribution) ha rappresentato un primo passo metodologico, offrendo stime differenziate per settori e Paesi e mettendo in luce come i costi del riscaldamento globale non siano distribuiti in modo uniforme (Nordhaus & Boyer, 2000).

L'elemento comune a questi modelli (DICE/RICE e FUND) non è soltanto la formalizzazione di un problema in termini economici, ma anche la conclusione comune che l'omissione di interventi di fronte al rischio climatico generi costi superiori rispetto all'implementazione tempestiva di politiche di mitigazione e adattamento.

Il modello FUND consente il confronto tra Paesi e scenari diversi, fornendo stime di perdita diverse per i diversi scenari usando funzioni differenti. Nonostante ciò, tale innovazione rimane uno strumento riduttivo, data la semplificazione in

formule lineari incapaci di cogliere pienamente aspetti più complessi e mutabili nel tempo.

L'accento in questo caso è posto sull'efficienza economica aggregata, per cui un limite importante del modello è quello di considerare un unico soggetto collettivo invece di una pluralità, con il rischio di trascurare disuguaglianze tra paesi e soggetti diversi (ad esempio tra paesi sviluppati e paesi in via di sviluppo). L'obiettivo del modello è quindi massimizzare il benessere complessivo del sistema economico globale.

Allo stesso tempo, il modello PAGE (Policy Analysis of the Greenhouse Effect) è il primo modello che va a considerare gli scenari catastrofici come un elemento centrale e determinante, invece che un mero evento di coda (IPCC, 2023). In questo modello l'attenzione non è solo sul danno medio atteso, ma soprattutto sulla rappresentazione delle incertezze dei rischi estremi; infatti, permette di quantificare la probabilità che si verifichino scenari catastrofici. Inoltre, tale modello va a sottolineare e prendere in considerazione le differenze tra settori diversi come agricoltura, salute, protezione costiera, e tra regioni del mondo diverse.

Il modello PAGE si differenzia quindi dai modelli FUND e DICE/RICE per alcune caratteristiche: mentre il modello FUND trasformava i rischi climatici in valori economici e monetari e DICE/RICE si concentrava su politiche ottimali nel lungo periodo, PAGE sposta l'attenzione sulla gestione vera e propria del rischio: non calcola solo il danno medio atteso ma prende in considerazione anche le code della distribuzione, ossia gli eventi con una probabilità di avvenimento molto bassa ma che potrebbero portare ripercussioni economiche e sociali considerevoli.

Modello	Struttura / Cosa prevede	Punti di forza	Debolezze
DICE	Modello globale che integra crescita economica, emissioni, clima e danni. Ottimizzazione intertemporale del benessere sociale	Semplice e trasparente; fornisce carbon price ottimale	Sottostima impatti non lineari; parametri dubbi; omissione eventi catastrofici; policy globalmente armonizzate
RICE	Versione regionale di DICE con più aree geografiche interconnesse	Introduce eterogeneità tra paesi; utile per studiare cooperazione internazionale	Stessa struttura semplificata dei danni di DICE; parametri molto simili
IAM avanzati (es. PAGE, FUND)	Varianti degli IAM con maggiore dettaglio su incertezza, distribuzione dei danni e regioni	Introducono incertezza e distribuzioni probabilistiche; maggiore flessibilità	Complessi, richiedono calibrature esplicite; ancora semplificati su shock estremi

Tabella 3.1: Confronto tra i modelli IAM. Fonte: elaborazione propria

3.1.3 Limiti dei modelli tradizionali ed evoluzione recente

I limiti e soprattutto le crescenti critiche verso i primi modelli ha portato allo sviluppo di approcci alternativi, capaci di integrare al loro interno un campione più ampio di variabilità climatiche, al di là della temperatura media, tra cui la variabilità giornaliera della temperatura, le precipitazioni e la frequenza degli eventi estremi.

La Tabella 3.2 raccoglie i principali approcci sviluppati in risposta ai limiti dei modelli IAM tradizionali. È opportuno precisare che le categorie presentate non sono alternative perfettamente comparabili tra loro: alcune, come i climate econometrics, sono metodi econometrici di stima empirica; altre, come la scenario analysis NGFS, sono framework di simulazione forward-looking utilizzati a fini regolatori e di vigilanza; altre ancora, come gli approcci integrati physical + transition risk, rappresentano logiche di integrazione del rischio piuttosto che modelli strutturati. La tabella va quindi letta non come un confronto tra modelli dello stesso livello metodologico, ma come una mappa dell'evoluzione degli strumenti disponibili per analizzare il rischio climatico in ambito economico-finanziario.

Modello	Struttura / Cosa prevede	Punti di forza	Debolezze
Climate Econometrics	Modelli empirici basati su dati storici (panel) che stimano l'impatto di variabili climatiche su PIL e crescita	Basati su dati reali; includono variabilità, precipitazioni, eventi estremi; maggiore realismo empirico	Non ottimizzano policy; dipendono da dati passati; possibili problemi di causalità
Modelli con eventi estremi e variabilità climatica	Estensione degli approcci empirici includendo estremi, variabilità e distribuzioni climatiche	Miglior rappresentazione dei danni; cattura tail risk; più realistico	Complessità elevata; difficoltà di integrazione nei modelli macro standard

Modelli macro-finanziari (SFC, ECB)	Modelli stock-flow consistent che integrano economia reale, banche e rischio climatico	Collegano clima e stabilità finanziaria; includono feedback tra settori	Ancora in sviluppo; dipendono da scenari; difficoltà di calibrazione
Scenario analysis (NGFS)	Scenari multipli (orderly, disorderly, hot house world) che simulano percorsi futuri di economia e clima	Forward-looking; gestiscono incertezza; utili per policy e finanza	Non sono modelli “strutturali”; dipendono da assunzioni; rischio di sottostimare eventi estremi
Approcci integrati physical + transition risk	Framework che combinano rischio fisico (eventi climatici) e rischio di transizione (policy)	Visione completa del rischio climatico; rilevante per investitori	Mancanza di metriche standard; alta complessità; dati limitati

Tabella 3.2: Confronto tra i modelli più recenti. Fonte: elaborazione propria

Dalla Tabella 3.2 emerge come l’evoluzione dei modelli di rischio climatico segua un percorso progressivo di affinamento metodologico, volto a superare i limiti dei primi Integrated Assessment Models. Se questi ultimi rappresentano il punto di partenza dell’analisi economica del cambiamento climatico, i modelli successivi cercano invece di migliorare la capacità di cogliere la complessità, l’incertezza e la natura sistemica del rischio climatico.

Un primo importante step è rappresentato dai climate econometrics, che segna il passaggio da un approccio prevalentemente teorico e normativo a uno maggiormente empirico. Mentre gli IAM tradizionali utilizzano funzioni di danno costruite sulla base di assunzioni strutturali e simulazioni di lungo periodo, i climate econometrics stimano direttamente gli effetti economici delle variazioni climatiche attraverso l’analisi dei dati osservati. In particolare, essa studia la

relazione tra temperatura, precipitazioni, eventi climatici estremi e variabili macroeconomiche come PIL, produttività, occupazione e stabilità finanziaria. Questo approccio consente di ridurre l'arbitrarietà delle damage functions e di validare empiricamente l'impatto del rischio fisico, offrendo una base più solida per la valutazione economica del cambiamento climatico. Tuttavia, presenta anche alcuni limiti: dipende fortemente dai dati storici, che potrebbero non rappresentare adeguatamente scenari futuri caratterizzati da tipping points o eventi senza precedenti, e incontra difficoltà nella modellizzazione dei fenomeni estremi più rari. Rising et al. (2022) sottolineano proprio come esista ancora un forte divario tra i danni climatici stimati dagli economisti e quelli evidenziati dalle scienze naturali, evidenziando la necessità di approcci più completi e realistici.

Successivamente, i modelli che incorporano eventi estremi e variabilità climatica ampliano ulteriormente gli approcci empirici tradizionali includendo shock climatici severi, fenomeni non lineari e distribuzioni caratterizzate da tail risk. Questo consente una rappresentazione più realistica dei danni economici potenziali, superando una delle principali criticità dei modelli iniziali, spesso accusati di sottostimare gli impatti più gravi del cambiamento climatico. La maggiore attenzione agli eventi estremi permette infatti di cogliere non solo gli effetti medi della variazione climatica, ma soprattutto le conseguenze sistemiche degli shock più rari e distruttivi. Il principale limite di questi modelli risiede però nella loro elevata complessità tecnica e nella difficoltà di integrazione nei framework macroeconomici standard.

Un ulteriore sviluppo è rappresentato dai modelli macro-finanziari, in particolare quelli Stock-Flow Consistent (SFC) sviluppati anche in ambito European Central Bank. Questi modelli integrano economia reale, settore bancario, mercati finanziari e rischio climatico, consentendo di analizzare come gli shock climatici si trasmettano alla stabilità finanziaria. Il loro principale vantaggio consiste nella capacità di cogliere i feedback tra famiglie, imprese, banche e istituzioni finanziarie, superando la separazione tradizionale tra rischio ambientale e rischio finanziario. Rimangono però modelli ancora in fase di sviluppo, fortemente dipendenti dalle ipotesi di scenario e complessi da calibrare.

Il passo più avanzato si osserva con l'introduzione della scenario analysis, soprattutto attraverso gli scenari sviluppati dal Network for Greening the Financial System, che verranno trattati in modo approfondito nel paragrafo successivo.

In generale, gli approcci più recenti tendono a integrare congiuntamente physical risk e transition risk, offrendo una visione più completa del rischio climatico complessivo. Questa prospettiva è particolarmente rilevante per investitori, intermediari finanziari e imprese, poiché permette di valutare simultaneamente sia i danni fisici derivanti da eventi climatici sia i rischi economici connessi alla transizione verso un'economia low-carbon. Persistono tuttavia criticità legate alla mancanza di metriche standardizzate, alla scarsità di dati storici affidabili e all'elevata complessità metodologica, che rendono ancora difficile una piena integrazione del rischio climatico nei tradizionali modelli di valutazione economico-finanziaria.

3.2 Analisi di scenario: framework IPCC e NGFS

L'integrazione del rischio di coda e dell'incertezza nelle analisi economiche del cambiamento climatico ha portato a un progressivo superamento dei modelli deterministici tradizionali, favorendo l'adozione di approcci basati su scenario analysis, che siano in grado di considerare una pluralità di possibili esiti a seguito di modifiche portate dal cambiamento climatico.

L'introduzione di questo approccio ha come obiettivo quello di costruire scenari alternativi che potrebbero verificarsi secondo una logica forward-looking basata su percorsi alternativi e non predittivi. A differenza dei precedenti modelli IAM, che cercavano di identificare un unico percorso ottimale, la scenario analysis non produce previsioni probabilistiche in senso stretto: agli scenari non vengono generalmente assegnate probabilità esplicite di accadimento, poiché essi non rappresentano distribuzioni di probabilità sul futuro, ma narrazioni analitiche dei possibili percorsi futuri, costruite a partire da differenti combinazioni di politiche climatiche, traiettorie di emissioni e dinamiche socioeconomiche. In questo senso,

gli scenari non descrivono ciò che accadrà, ma ciò che potrebbe accadere a seconda delle scelte di policy adottate.

3.2.1 Confronto tra framework NGFS e scenari IPCC

Uno degli esempi più rilevanti è rappresentato dagli scenari sviluppati dal Network for Greening the Financial System (NGFS), che costituiscono oggi uno standard di riferimento per banche centrali, autorità di vigilanza e istituzioni finanziarie. Gli approcci del NGFS, e gli scenari climatici in generale, servono a stressare i portafogli e a verificare la sensibilità dei sistemi ai rischi climatici. Per fare ciò, i NGFS hanno introdotto diversi casi, come:

1. Current policies, in cui si prosegue il trend già in essere senza nuove politiche
2. Scenari di transizione ordinata, in cui vengono implementate alcune politiche, ma in modo graduale. Tra queste rientrano lo scenario *Below 2 °C* (con obiettivo di diminuire la temperatura di 2°C) e *Net Zero 2050* (scenari di emissioni net-zero entro il 2050)
3. Scenari di transizioni disordinata, di cui fan parte sia le politiche cosiddette *Divergence* (politiche diverse e incoerente tra regioni diverse) e le *Delayed actions* (interventi tardivi e bruschi)
4. Hot house world, in cui le politiche oramai non sono più in grado di contenere o limitare il danno in quanto gli impatti fisici del cambiamento climatico sono già diventati predominanti (NGFS, 2024).

Alcuni esempi vengono forniti dal NGFS Data Portal (2023-2024), in cui viene svolta una scenario analysis per analizzare l'aumento della temperatura nei prossimi 30 anni: in uno scenario "Net Zero 2050", i risultati sono un primo aumento delle temperature, fino anche a 1.7°C in più, per poi registrare una diminuzione graduale. Con uno scenario invece "Current policies" le temperature arrivano ad aumentare notevolmente, con picchi anche di 3°C (NGFS, 2024). Questi risultati evidenziano che politiche e decisioni diverse possono portare a

risultati completamente diversi, per cui diventa una scelta necessaria data la situazione ambientale in cui ad oggi ci si trova .

Accanto agli scenari del NGFS, l'IPCC ha sviluppato un proprio framework di riferimento, articolato in due componenti complementari. I *Representative Concentration Pathways* (RCP), introdotti nel 2014, definiscono le traiettorie di emissione in base al livello di forzante radiativa nel 2100, misurata in W/m^2 (2.6, 4.5, 6.0, 8.5), dal più virtuoso al più pessimistico. Nei rapporti più recenti, i RCP vengono combinati con gli *Shared Socioeconomic Pathways* (SSP), che descrivono invece come la società si evolverà in futuro in termini di crescita economica, popolazione, tecnologia e uso dell'energia. Dalla loro combinazione derivano cinque traiettorie integrate, ad esempio SSP1-2.6, scenario sostenibile a basse emissioni, e SSP5-8.5, scenario ad alta crescita trainata dai combustibili fossili, che consentono di collegare dinamiche socioeconomiche e impatti climatici (IPCC, 2023).

Confrontando gli scenari dell'IPCC e del NGFS, è possibile individuare alcune corrispondenze indicative tra le diverse traiettorie, ma è opportuno precisare che non si tratta di una mappatura uno-a-uno. I due framework nascono con finalità distinte: gli scenari NGFS sono progettati per le analisi macro-finanziarie e gli stress test prudenziali, con l'obiettivo di valutare la resilienza del sistema finanziario a differenti percorsi di transizione e di rischio fisico; gli scenari IPCC descrivono invece traiettorie climatiche e socioeconomiche globali, con finalità scientifiche e di policy climatica. Le corrispondenze tra i due framework sono quindi di natura qualitativa: gli scenari di mitigazione stringente del NGFS (ad esempio Net Zero 2050) risultano orientativamente coerenti con percorsi a basse emissioni come SSP1-1.9 e SSP1-2.6, mentre scenari caratterizzati da politiche insufficienti o frammentate (quali Current Policies o Hot house world) si avvicinano a traiettorie come SSP2-4.5 o SSP3-7.0. Questa distinzione è rilevante anche per l'analisi empirica del Capitolo 4, che adotta il ClimateIndex elaborato da Copernicus sulla base degli scenari SSP, i quali vanno intesi come riferimento climatico-scientifico e non come scenari finanziari in senso stretto.

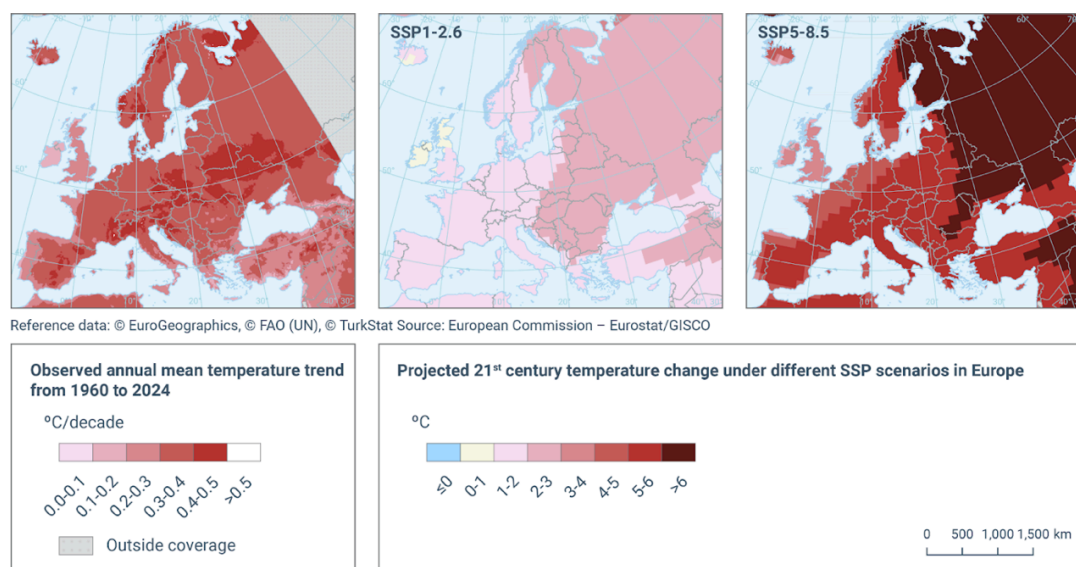


Figura 3.1: Tendenza della temperatura media annuale osservata dal 1960 al 2024 (pannello di sinistra) e variazione di temperatura prevista del 21° secolo in diversi scenari SSP (pannelli di destra) in Europa. Fonte: European Environment Agency (EEA) – Global and European temperatures

La Figura 3.1, elaborata dalla European Environment Agency (EEA), mostra l'evoluzione e le proiezioni dell'aumento della temperatura media annua in Europa, sulla base degli scenari SSP definiti dall'IPCC.

Nel primo pannello a sinistra è rappresentato il trend osservato tra il 1960 e il 2024, evidenziando un incremento diffuso delle temperature su tutto il continente, con intensità maggiore nell'Europa orientale e settentrionale. Questo primo dato da solo già evidenzia il fatto che il riscaldamento globale è un fenomeno in atto già da anni ma soprattutto un fenomeno non uniforme ma caratterizzato da eterogeneità regionale.

I pannelli centrali e di destra illustrano invece le proiezioni per il XXI secolo sotto diversi scenari socioeconomici (SSP). In particolare, lo scenario SSP1-2.6 (mitigazione forte) presuppone l'adozione di politiche climatiche ambiziose e una rapida decarbonizzazione, questo porta ad un incremento delle temperature relativamente contenuto. Al contrario, nello scenario SSP5-8.5, caratterizzato da elevata crescita economica trainata dai combustibili fossili e da un'assenza di politiche climatiche efficaci, si osserva un aumento molto più pronunciato delle

temperature, con valori particolarmente elevati nell'Europa orientale e nelle regioni continentali interne.

Il forte contrasto dei due scenari è un chiaro segno che le scelte di policy sono determinanti nel definire l'impatto del cambiamento climatico in futuro. Inoltre, la figura sottolinea la presenza di significative differenze spaziali negli impatti, suggerendo che alcune aree risultano sistematicamente più vulnerabili al riscaldamento.

3.2.2 L'utilizzo degli scenari climatici negli stress test

È sempre più comune, allo scopo di valutare la resilienza del sistema finanziario, utilizzare il modello degli scenari come stress test e andare quindi a simulare gli impatti di scenari fisici e di transizione. All'interno di questo framework si distinguono due principali categorie di stress test: quelli relativi ai rischi fisici e quelli legati ai rischi di transizione (BIS, 2022). I primi fanno riferimento agli impatti diretti derivanti da eventi climatici acuti o da cambiamenti gradualmente (quali l'innalzamento del livello del mare o l'aumento delle temperature medie). Tali eventi possono causare danni materiali agli asset sottostanti, ridurre la produttività e compromettere la capacità di rimborso dei debitori. Gli stress test di transizione, invece, si concentrano sugli effetti derivanti dal processo di decarbonizzazione dell'economia, includendo l'introduzione di politiche climatiche più stringenti (ad esempio carbon tax), innovazioni tecnologiche, cambiamenti nelle preferenze dei consumatori e potenziali shock normativi. Questi fattori possono incidere significativamente sulla redditività delle imprese, in particolare nei settori ad alta intensità di carbonio, alterandone il valore e il profilo di rischio.

Operativamente, i modelli di stress testing climatico applicano gli shock derivanti dagli scenari considerati ai diversi strumenti finanziari presenti nei portafogli (quali obbligazioni, azioni e mutui ipotecari), trasmettendo gli effetti attraverso i fondamentali economico-finanziari delle controparti.

Per comprendere concretamente come uno scenario climatico si traduca in rischio finanziario, è utile esplicitare la catena di trasmissione sottostante.

Uno scenario fisico genera uno shock sull'impresa, come danni agli asset, interruzione della produzione, riduzione dei ricavi, aumento dei costi operativi e assicurativi, che si riflette nel deterioramento dei fondamentali di bilancio: margini più bassi, flussi di cassa ridotti, maggiore indebitamento. Il peggioramento dei fondamentali si traduce a sua volta in un aumento della probabilità di default della controparte, con effetti diretti sulla qualità del portafoglio bancario e sui requisiti patrimoniali dell'intermediario.

Questa catena costituisce il meccanismo di trasmissione che il modello empirico del Capitolo 4 cerca di stimare quantitativamente, integrando una misura di rischio fisico all'interno di un modello logistico di previsione del default per le PMI europee.

Gli stress test climatici, a differenza dei tradizionali stress test, si basano su un orizzonte temporale di lungo periodo, anche di diversi decenni, in modo tale da riuscire a cogliere al meglio gli effetti del cambiamento climatico sul sistema economico. Adottando questo approccio forward-looking, gli stress test climatici permettono di individuare le principali vulnerabilità dei portafogli, valutare la concentrazione delle esposizioni verso settori maggiormente esposti ai rischi climatici e orientare le strategie di gestione del rischio e allocazione del capitale (OMFIF, 2025).

3.3 Applicazioni finanziarie: modelli strutturali e sfide future

3.3.1 Approcci metodologici alle funzioni di danno

Le funzioni di danno ($D(T)$) che caratterizzano ogni modello sono diverse e molteplici ma tutte con l'obiettivo di stimare la gravità del rischio fisico.

Un importante contributo in tal senso è quello di Kotz et al. (2024) la cui funzione di perdita, grazie all'introduzione di temperature medie, piogge, eventi estremi, variabilità, fornisce risultati negativi molto superiori rispetto alle funzioni di perdita utilizzate nei precedenti rapporti NGFS. Questo risultato pessimistico di

Kotz et al. riflette un passaggio da modelli lineari a modelli invece caratterizzati da shock forti e severità del danno climatico elevate (Kotz et al., 2024).

Questi recenti approcci portano così alla luce elementi che venivano ignorati o di cui non si aveva conoscenza nei primi modelli lineari: eterogeneità regionale, ossia il fatto che gli effetti di uno stesso fenomeno non sono uguali ovunque, ma variano da regione a regione e in particolare provocano danni più gravi in paesi poveri; l'impatto degli eventi estremi e, infine, il fatto che gli shock derivanti dal cambiamento climatico possono perdurare per anni.

In generale i nuovi approcci sono caratterizzati da non-linearità ma soprattutto da aspetti catastrofici, portando alla luce l'importanza dei tipping point (IPCC, 2023), ossia le soglie critiche al di sopra delle quali il sistema cambia in modo rapido e spesso irreversibile, quindi "punti di non ritorno" per i quali, anche cessando la causa (ad esempio emissioni) è difficile ritornare alla situazione iniziale.

Gli studi di Kotz (2024) sono poi particolarmente importanti in quanto considerano congiuntamente sia effetti di livello che effetti di crescita: nel primo caso abbiamo che, a seguito di uno shock, si registra una riduzione temporanea del PIL, successivamente l'economia riparte con il tasso precedente allo shock, quindi non colpisce il tasso di crescita; gli effetti di crescita invece hanno risultati prolungati nel tempo, incidono direttamente sulla dinamica di lungo periodo e generano divergenze cumulative nel tempo. Questi due effetti non sono però mutualmente esclusivi ma possono verificarsi congiuntamente, come spesso accade nel caso di eventi climatici (estremi e non). Ad esempio, un evento climatico estremo come un'alluvione può generare una riduzione immediata del PIL attraverso la distruzione di capitale fisico (effetto di livello), ma anche influenzare negativamente la crescita futura, a seguito di minori investimenti da parte delle imprese, aumento dei premi assicurativi o indebitamento dello Stato per ricostruire (Kotz et al., 2024).

Occorre tuttavia sottolineare un limite di questi approcci rispetto all'analisi empirica della presente tesi. Le funzioni di danno di Kotz et al., come quelle dei modelli IAM precedenti, misurano effetti aggregati su PIL o tassi di crescita a

livello nazionale o macro-regionale. Rimane aperta la domanda su come si passi da questi impatti macroeconomici alla vulnerabilità finanziaria delle singole imprese: un conto è stimare che uno shock climatico riduca il PIL di una regione dell' $x\%$, altro è capire quali imprese, in quale settore e con quale struttura finanziaria, vedranno aumentare concretamente la propria probabilità di default. È precisamente questo canale micro-finanziario che il presente lavoro cerca di stimare, combinando l'esposizione geografica e settoriale al rischio fisico con indicatori contabili di vulnerabilità finanziaria delle PMI.

3.3.2 Integrazione dei rischi fisici nei modelli finanziari

I modelli finanziari hanno oggi il compito di connettere gli eventi fisici con gli strumenti finanziari. Il rischio climatico (in particolare quello fisico) influenza fortemente i mercati finanziari, sia attraverso i bilanci aziendali ma soprattutto tramite le scelte di portafoglio degli investitori. Uno shock climatico può infatti provocare danni direttamente agli asset fisici di una impresa (impianti, infrastrutture, raccolti) provocando così una riduzione della produttività e quindi, di conseguenza, minori utili futuri e peggiori prospettive di crescita.

Tra i diversi approcci che possono essere utilizzati per integrare questo rischio nei modelli finanziari vi è:

1. Modelli econometrici di rendimento (CAPM o Fama-French): utilizzano modelli multifattoriali che incorporano variabili climatiche come fattori di rischio aggiuntivi.
2. Modelli strutturali di default (Merton, 1974): in questi modelli, la probabilità di default è derivata dalla struttura del capitale dell'impresa e dal valore di mercato degli asset. L'integrazione del rischio climatico avviene includendo lo shock fisico direttamente nei flussi di cassa attesi o nel valore degli asset, riducendo il buffer tra valore delle attività e soglia di insolvenza. Sebbene concettualmente eleganti, questi modelli richiedono dati di mercato, quali prezzi azionari e volatilità implicita, che non sono

disponibili per le PMI non quotate, che costituiscono la quasi totalità del campione analizzato nel Capitolo 4.

3. Modelli di catastrofe e assicurazioni (Natural Catastrophe Models): in questo caso i rischi fisici non sono integrati ad un modello già esistente, ma viene creato un modello che si basa sulla stima delle perdite derivanti da eventi estremi.
4. Modelli basati su simulazioni di Monte Carlo: consente di valutare gli effetti del cambiamento climatico attraverso la generazione di molteplici scenari (Albanese et al., 2025).

Il modello adottato nel Capitolo 4 si colloca nell'alveo dei modelli contabili-logistici di tipo Ohlson (1980), che stimano la probabilità di default a partire da variabili di bilancio osservabili, senza richiedere dati di mercato. Rispetto ai modelli strutturali alla Merton, l'approccio logistico-contabile rinuncia alla derivazione teorica della soglia di insolvenza, ma guadagna in applicabilità empirica per le PMI. Il legame con i modelli strutturali rimane concettuale: entrambi traducono un deterioramento dei fondamentali aziendali, accelerato dall'esposizione al rischio fisico, in un aumento della probabilità di insolvenza. La differenza è negli strumenti: variabili di mercato nel caso di Merton, variabili contabili nel caso del modello proposto nel capitolo successivo di tale elaborato.

Il rischio climatico va ad influenzare fortemente le scelte di portafoglio degli investitori. La tendenza è quella di privilegiare sempre più titoli ESG, in particolare se vi è incertezza sui futuri rischi climatici. Nonostante questo trend, dal punto di vista della gestione del portafoglio e asset allocation, il rischio fisico rimane meno standardizzato rispetto al rischio transazionale, che è ormai ben incorporato all'interno dei portafogli degli investitori tramite metriche ad hoc.

Dal punto di vista degli investitori, è cruciale quindi quantificare il rischio fisico associato agli asset. Non essendo direttamente osservabile nei prezzi di mercato e non avendo ancora metriche standardizzate adatte, la letteratura ha cercato di sviluppare alcune metodologie per misurarne l'impatto:

- Le exposure metrics vanno a misurare l'esposizione geografica dell'impresa ai rischi climatici; quindi, se è localizzata in aree a più o

meno rischio di essere soggette a incendi, inondazioni o terremoti, mettendoli a confronto poi con quelli che sono indicatori economici (come il fatturato) delle imprese situate in zone al alto rischio;

- I risk scorings settoriali valutano invece il rischio in funzione del settore economico di appartenenze dell'impresa (per cui una imprese del settore tecnologico sarà meno esposta agli shock climatici di una impresa del settore agricolo);
- Gli shock stress test, già definiti in precedenza, sono a loro volta una modalità per misurare il rischio climatico;
- L'ultima modalità, più recente, è quella di integrare il rischio fisici direttamente nelle scelte di portafoglio dell'investitore, in modo tale che diventi un elemento intrinseco e non più uno esterno da valutare separatamente (Luciani & Roncalli, 2026).

Infine, come già specificato, gli shock climatici influenzano imprese e mercati finanziari. Questo può avvenire con un impatto diretto sugli asset reali (evento climatico danneggia direttamente gli asset di un'azienda, riducendo i flussi di cassa ma soprattutto aumentando il rischio di default), per un effetto a catena (impatto in una zona lontana può avere ripercussioni a causa di filiere globali), o per effetto di un aumento dei premi assicurativi a seguito di eventi estremi.

3.3.3. Criticità attuali e prospettive evolutive

Nonostante i molteplici progressi degli ultimi anni, l'ambito della modellizzazione del rischio fisico presenta ancora diversi limiti, soprattutto sistemici. Come evidenziato da Rising et al. (2022), esiste “una grande discrepanza” fra le valutazioni reali delle scienze del clima e le stime di danno prodotte dai modelli economici. Si necessita di funzioni di danno che riescano a coprire la complessità totale dei danni climatici, quelli fisici ma anche quelli economici e di mercato che ne derivano (Rising et al., 2022).

Un ulteriore importante problema è quello dei dati: innanzitutto anche i nuovi approcci si basano su dati storici, che non sono ideali per rappresentare i futuri

cambiamenti climatici. Inoltre, c'è il problema di scarsità di dati finanziari, in quanto molte aziende, soprattutto quelle di dimensione minore, non sempre pubblicano i loro dati o i loro report su come gestiscono il problema del rischio fisico.

Un terzo limite riguarda le funzioni di danno stesse: come discusso nell'analisi NGFS, esistono modelli diversi che producono stime molto divergenti. Ad oggi non c'è un accordo su quale sia la forma “corretta”; ad es., Kotz et al. (2024) propongono una curva molto più severa rispetto ai modelli precedenti, ma questo non costituisce una soluzione definitiva.

Come indicato in precedenza, molti studi evidenziano che i mercati sottostimano il rischio fisico (OMFIF, 2025), questo dovuto in particolar modo all'assenza di metriche standard per tale rischio. È quindi necessario sviluppare approcci più integrati, in grado di combinare dimensione macroeconomica e finanziaria, e di migliorare la rappresentazione degli eventi estremi e delle interconnessioni globali (Gourdel et al., 2023).

3.4 Implicazioni per il modello empirico del Capitolo 4

Il percorso analitico sviluppato nei paragrafi precedenti consente di identificare tre implicazioni metodologiche dirette per la costruzione del modello empirico del Capitolo 4.

In primo luogo, la rassegna dei modelli climatico-economici ha confermato che il rischio fisico non dipende esclusivamente dall'intensità dell'hazard climatico, ma è determinato dalla combinazione di tre componenti: la pericolosità dell'evento (hazard), l'esposizione geografica e settoriale dell'impresa (exposure) e la sua capacità di assorbire lo shock senza compromettere la continuità operativa (vulnerability). Questa struttura tripartita, già introdotta nel Capitolo 1 attraverso la matrice di materialità settoriale-geografica, diventa il principio organizzativo della variabile PhysicalRisk costruita nel Capitolo 4, definita come il prodotto tra un punteggio di materialità settoriale-geografica e un indice climatico composito a livello NUTS2 (ClimateIndex).

In secondo luogo, la discussione sulle funzioni di danno, dai modelli DICE/RICE fino agli approcci non lineari di Kotz et al. (2024), ha messo in evidenza un limite strutturale comune: queste funzioni misurano effetti aggregati su PIL o tassi di crescita, senza distinguere l'impatto differenziale sulle singole imprese. Come sottolinea la letteratura sulle climate econometrics (Rising et al., 2022), esiste un divario rilevante tra i danni stimati a livello macroeconomico e quelli che si manifestano a livello microeconomico. Il Capitolo 4 si propone di colmare parzialmente questo gap, stimando un canale micro-finanziario del rischio fisico: non l'effetto sul PIL aggregato, ma la maggiore probabilità di default delle PMI esposte a rischi fisici elevati, misurata attraverso indicatori contabili osservabili.

In terzo luogo, i modelli di default estesi con variabili climatiche, in particolare i modelli contabili-logistici di tipo Ohlson, rappresentano lo strumento metodologico più adatto a tradurre operativamente questa logica. A differenza dei modelli strutturali alla Merton, che derivano la probabilità di default dalla struttura del capitale e dal valore di mercato degli asset, il modello adottato nel Capitolo 4 si basa su variabili contabili osservabili direttamente dai bilanci delle PMI, per le quali i dati di mercato non sono disponibili. Il legame con i modelli strutturali rimane però concettuale: entrambi gli approcci traducono uno shock climatico in un peggioramento del profilo di rischio dell'impresa, con effetti sulla probabilità di insolvenza. La differenza risiede negli strumenti, non nella logica sottostante.

In sintesi, il Capitolo 3 ha mostrato che la modellizzazione del rischio fisico richiede la combinazione esplicita di hazard, exposure e vulnerability, che le funzioni di danno aggregate non sono sufficienti a catturare la vulnerabilità finanziaria a livello di impresa, e che i modelli logistici estesi con variabili climatiche rappresentano un approccio pratico e operativamente fondato per incorporare il rischio fisico nella valutazione del merito creditizio delle PMI. Il Capitolo 4 traduce queste indicazioni in un'analisi empirica su un campione di PMI europee non quotate, integrando un ClimateIndex a livello NUTS2 con punteggi di materialità settoriale-geografica all'interno di un modello logistico di previsione del default.

Capitolo 4: L'integrazione del rischio fisico nei modelli di distress finanziario: evidenza empirica sulle PMI europee

I modelli tradizionali di previsione del default, dall'O-score di Ohlson (1980) al modello probit di Zmijewski (1984), sino alle varianti dello Z-score di Altman, catturano efficacemente la vulnerabilità finanziaria delle imprese attraverso indicatori di bilancio, ma non incorporano alcune informazione sull'esposizione strutturale ai rischi climatici. Seguendo la logica dei modelli recenti che integrano dimensioni ESG nella valutazione del rischio d'impresa, come il modello Z-ESG proposto da Baldi e Altman (2025), il presente lavoro non sostituisce il modello finanziario di default con un rating ESG puro; al contrario, estende un modello contabile di previsione del default mediante l'introduzione di una variabile ambientale, costruita per catturare l'esposizione dell'impresa al rischio fisico climatico. L'obiettivo è verificare se tale variabile apporti capacità esplicativa e predittiva incrementale rispetto agli indicatori finanziari tradizionali.

A tal fine, il capitolo si articola come segue. Il paragrafo 4.1 si occupa di una prima introduzione di letteratura, partendo dallo Z-score di Altman e evidenziandone i limiti che hanno portato alla diffusione dei modelli caratterizzati da analisi logistica. Il paragrafo 4.2 descrive la costruzione del campione e le fasi di data cleaning e illustra la specificazione del modello base finanziario, ispirato alla struttura dell'O-score di Ohlson e ricalibrato sul campione europeo osservato. Il paragrafo 4.3 descrive la costruzione della variabile di rischio fisico, ottenuta combinando un indice composito di pericolosità climatica a livello NUTS2, basato su tre indicatori Copernicus, con la matrice di materialità settoriale-geografica sviluppata nel Capitolo 1. Il paragrafo 4.4 presenta i risultati del confronto tra modello base e modello esteso. Il paragrafo 4.5 discute le implicazioni dei risultati e i limiti dell'analisi.

4.1 I modelli di previsione del default aziendale: evoluzione della letteratura

4.1.1 Il modello Z-score originale del '68

Lo studio del rischio di default delle imprese ha avuto numerosi sviluppi nel corso della metà degli anni Novanta. Gli studi precedenti ad Altman avevano già identificato le variabili di redditività, solvibilità e liquidità come i migliori predittori del fallimento aziendale, ma avevano limitazioni forti: in primis, come sottolineato dallo stesso Altman, le analisi precedenti erano di natura univariata, fondate quindi sull'analisi sequenziale dei singoli indicatori, con il rischio di portare ad interpretazioni fuorvianti (ad esempio un'impresa con una liquidità sopra la media veniva considerata non a rischio fallimento, nonostante livelli scarsi di redditività o solvibilità che potevano portarla all'effettivo default nella realtà) (Beaver, 1966).

Nel 1968 l'economista statunitense Edward I. Altman propose quindi l'applicazione dell'Analisi Discriminante Multipla (MDA) al problema di classificazione delle imprese fallite e non fallite (Altman, 1968). Tale tipologia di analisi consente di considerare simultaneamente l'intero profilo di variabili caratteristiche delle imprese del campione, così come le interazioni tra esse, superando così le limitazioni e le classificazioni errate tipiche dell'approccio univariato. La funzione discriminante definita da Altman assume la forma generale:

$$Z = v_1X_1 + v_2X_2 + \dots + v_nX_n$$

dove v_i sono i coefficienti discriminanti e X_i invece le variabili dipendenti che riflettono la solvibilità, redditività e liquidità delle imprese. Il campione impiegato da Altman era composto da 66 imprese manifatturiere statunitensi quotate (33 fallite e 33 non fallite), escludendo imprese di dimensioni ridotte a causa di scarsità dei dati e quelle di grandi dimensioni per la rarità del fallimento in tali contesti. A partire da un insieme iniziale di variabili candidate, ne vennero selezionate cinque che, in combinazione, risultavano i migliori predittori del dissesto. Il modello finale assunse la forma:

$$Z = 1,2X_1 + 1,4X_2 + 3,3X_3 + 0,6X_4 + 1,0X_5$$

Dove:

- X_1 = Capitale circolante / Totale attività (indicatore di liquidità netta);
- X_2 = Utili non distribuiti / Totale attività (proxy dell'anzianità aziendale e della redditività cumulata);
- X_3 = EBIT / Totale attività (misura della capacità di generare reddito operativo indipendentemente dalla struttura finanziaria);
- X_4 = Valore di mercato del patrimonio netto / Valore contabile del debito totale (indicatore di solvibilità basato sui valori di mercato);
- X_5 = Vendite / Totale attività (coefficiente di rotazione degli asset, misura dell'efficienza gestionale).

Applicando la funzione a tutte le aziende del campione, ne risultò un'accuratezza predittiva del 94% (Altman, 1968). Dal punteggio ottenuto da tale equazione le imprese venivano suddivise in imprese sane e non sane. In particolare le imprese con $Z < 1,81$ eran quelle potenziali candidate al fallimento, quelle con $Z > 2,99$ eran invece classificate come finanziariamente solide, mentre un valore tra 1,81 e 2,99 ricadeva nella cosiddetta “zona grigia”, ossia un'area di incertezza nella quale la classificazione poteva risultare ambigua.

Tale modello presentava però limitazioni molto importanti: il quarto ratio (X_4) richiedeva il valore di mercato del patrimonio netto, disponibile esclusivamente per le società quotate in borsa ed era utilizzabile solo per imprese americane. Inoltre tutte le imprese del campione erano del settore manifatturiero, il che rendeva il modello non adatto all'applicazione su campioni più eterogenei.

4.1.2 Le estensioni del modello: Z' e Z''

Partendo dai limiti dello Z-score originale, nel 1983 Altman estese la capacità predittiva del modello alle imprese non quotate, proponendo una estensione nota come Z' -score (Altman, 1983).

In tale versione, nella variabile X_4 il valore di mercato del patrimonio netto viene sostituito col suo valore contabile, accessibile anche per le imprese non quotate. Tale modifica, pur preservando la struttura della funzione discriminante, determinò una ricalibrazione dei coefficienti e una ridefinizione delle soglie di classificazione.

Un'ulteriore limitazione riguardava la natura delle imprese prese come campione: tutte erano imprese del settore manifatturiero. Questa natura settoriale del modello proveniva principalmente dalla variabile X_5 (= Vendite / Totale attività), imprese appartenenti a comparti con diversi tassi di rotazione degli asset sarebbero state valutate su basi non omogenee. Per eliminare tale distorsione, Altman (1995) sviluppò una terza versione, denominata Z'' -score, che esclude la variabile Vendite / Totale attività e rimodula i pesi delle variabili rimanenti:

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

dove le variabili X_1 – X_4 conservano la medesima definizione del modello Z' , con X_4 espresso come rapporto tra valore contabile del patrimonio netto e passività totali. Grazie all'eliminazione del ratio settorialmente sensibile, lo Z'' -score si è imposto come lo strumento di riferimento per le analisi cross-settoriali, trovando ampia applicazione sia nella ricerca accademica sia nella pratica professionale in numerosi paesi (Shaher et al., 2012; Altman et al., 2013, 2017; Beltrame et al., 2022).

Risolti i primi problemi di applicabilità alle imprese di più grandi dimensioni, nel 2001 Altman e Sabato svilupparono un modello di previsione della probabilità di default specifico per le PMI (statunitensi), adottando per la prima volta la definizione di PMI contenuta nel Nuovo Accordo di Basilea sul Capitale, ossia imprese con ricavi inferiori a 50 milioni di euro (Altman & Sabato, 2001).

4.1.3 I limiti della MDA e il passaggio al modello di Ohlson

I limiti dell'analisi discriminante multipla sono però diversi, a partire dalle assunzioni statistiche su cui si basa che nella pratica poi risultano soddisfatte raramente. Innanzitutto, nella MDA le variabili dipendenti devono seguire una

distribuzione normale multivariata all'interno di ciascun gruppo, cosa che non sempre accade, e inoltre presuppone l'omoschedasticità, ovvero che le matrici di varianza-covarianza delle variabili siano uguali tra i gruppi. Ulteriori difficoltà sorgono nell'interpretazione dell'output finale, che essendo un discriminant score non è immediatamente interpretabile come probabilità, ma deve essere interpretato (Ohlson, 1980; Jones, 2017).

Un ulteriore limite, particolarmente rilevante per l'applicazione su PMI, riguarda la necessità di costruire un campione bilanciato tra imprese fallite e attive (50% e 50%), una condizione artificiale che non riflette la distribuzione reale delle insolvenze nella popolazione (Ohlson, 1980).

Partendo da questi limiti, Ohlson nel 1980 propose un approccio radicalmente diverso, basato sulla regressione logistica, per superare i limiti metodologici dell'analisi discriminante. Il modello stima direttamente la probabilità che un'impresa fallisca entro un orizzonte temporale prestabilito, tramite la funzione logistica:

$$P(DEFULT = 1) = \frac{1}{(1 + e^{\{-(\alpha + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n)\}})}$$

Ohlson introdusse questo modello innovativo applicandolo a un dataset non bilanciato, formato da 105 società fallite e 2058 società in attività, individuando per l'analisi otto variabili specifiche che riflettono diversi aspetti: dimensione aziendale (SIZE), leverage (TLTA), liquidità (WCTA, CLCA), insolvenza tecnica (OENEG), redditività (NITA), perdite recenti (INTWO) e variazione della redditività (CHIN).

La regressione logistica, al contrario della MDA, non richiede né la normalità multivariata delle variabili né l'omoschedasticità delle distribuzioni, portando così notevoli vantaggi metodologici. In secondo luogo, l'output è direttamente interpretabile come probabilità (compresa tra 0 e 1), rendendo il modello più adatto alla comunicazione del rischio.

Per queste motivazioni, e per il fatto che non necessita di un campione bilanciato, numerosi autori hanno, negli ultimi anni, favorito l'applicazione del modello logistico a quello dell'analisi discriminante multipla, considerandolo come più

performante in termini di accuratezza predittiva (Wu et al., 2010; Barboza et al., 2017; Zizi et al., 2021).

A sostegno di tale tesi citiamo il lavoro dello stesso Altman e Sabato del 2007, che appoggiano la scelta di abbandonare la MDA in favore del logit per l'analisi della probabilità di fallimento delle PMI, questo giustificato soprattutto dal fatto che i dati contabili delle piccole imprese tendono a violare sistematicamente le assunzioni di normalità richieste dalla MDA, oltre al fatto che la regressione logistica offre stime più robuste in presenza di campioni sbilanciati. Nel corso degli anni, l'evoluzione delle estensioni proposte da Altman ha consolidato tale orientamento metodologico: attraverso il framework Z-Metrics (Altman et al., 2010) e i contributi di Barboza et al. (2017), sono stati integrati paradigmi probabilistici avanzati (come architetture di machine learning) sancendo definitivamente il superamento della MDA in termini di efficacia predittiva (Altman, 2018).

Alla luce di tali considerazioni, il seguente capitolo adotta un modello che si ispira alla specifica di Ohlson (1980), adattata alle caratteristiche del campione e alla disponibilità dei dati in nostro possesso, come meglio descritto nelle sezioni successive.

4.2 Analisi empirica: modello di base

La presente sezione illustra l'analisi empirica condotta allo scopo di verificare se l'introduzione di una variabile che riflette il rischio fisico, costruita a livello territoriale e settoriale, migliora la capacità predittiva di un modello di previsione del default. L'analisi si articola in quattro fasi: la costruzione e il cleaning del campione; la specificazione del modello base finanziario; la costruzione della variabile di rischio fisico; e il confronto tra il modello base e il modello esteso.

4.2.1 Costruzione del campione e preparazione del dataset

Al fine di analizzare l'impatto del rischio fisico climatico, è stato costruito un campione di piccole e medie imprese (PMI) appartenenti ai settori identificati

come maggiormente esposti ai rischi fisici derivanti dai cambiamenti climatici. La selezione dei settori è stata effettuata sulla base della matrice di materialità sviluppata nel capitolo 1⁷, che individua differenti livelli di esposizione climatica in funzione del settore economico e dell'area geografica europea di appartenenza. Sono state selezionate solo imprese con sede in paesi dell'Unione Europea, al fine di garantire omogeneità istituzionale e disponibilità di dati territoriali a livello NUTS2⁸, prerequisito indispensabile per la costruzione della variabile di rischio fisico climatico a granularità regionale.

I dati aziendali sono stati estratti dalla banca dati Orbis (Bureau van Dijk), che consente di accedere a informazioni anagrafiche, contabili e finanziarie relative a imprese europee quotate e non quotate. Per individuare le imprese in stato di dissesto, sono state considerate le società classificate da Orbis come "fallite" o "cessate per fallimento", con data dell'evento compresa tra il 1° gennaio 2025 e la data di estrazione. La scelta di circoscrivere la definizione di evento di default ai soli casi di fallimento giudiziale formale, escludendo quindi le liquidazioni volontarie, le fusioni e le cessazioni di altra natura, è giustificata dall'esigenza di assicurare che la variabile dipendente colga un evento di sofferenza finanziaria autentico e omogeneo. La decisione di includere esclusivamente imprese non quotate, invece, deriva dall'intento di mantenere l'omogeneità del campione rispetto alla popolazione di riferimento: le PMI europee operano generalmente al di fuori dei mercati regolamentati, con strutture di finanziamento basate sul credito bancario e una minore trasparenza informativa, caratteristiche che condizionano sia la disponibilità dei dati di bilancio sia le dinamiche del dissesto finanziario rispetto alle controparti quotate.

La variabile dipendente del modello, denominata *DEFAULT*, è stata costruita come variabile binaria che assume valore 1 per le imprese classificate come fallite e valore 0 per le imprese attive.

⁷ Tabella 1.4: matrice di materialità dei rischi fisici (p. 20)

⁸ NUTS2 è la classificazione statistica delle unità territoriali dell'Unione Europea al secondo livello sub-nazionale, definita da Eurostat nell'ambito del sistema NUTS (*Nomenclature des Unités Territoriales Statistiques*). Il sistema NUTS è articolato su tre livelli gerarchici: NUTS1 corrisponde alle macro-regioni (ad esempio, il Nord-Ovest Italia o la Scozia), NUTS2 alle regioni di pianificazione economica (ad esempio, la Lombardia, l'Île-de-France, la Baviera), e NUTS3 alle province o unità subregionali più piccole

Il passaggio successivo è stato quello di data cleaning. Innanzitutto è stata verificata l'unicità dell'identificativo aziendale (*BvD ID Number*) per evitare la presenza di duplicati all'interno del campione. Particolare attenzione è stata dedicata invece alle osservazioni prive di informazioni fondamentali per il calcolo degli indicatori di bilancio. In particolare, sono state escluse le imprese con valore del totale attivo nullo o mancante nell'esercizio di riferimento. Tale scelta è stata ritenuta necessaria poiché il totale attivo costituisce il denominatore di gran parte degli indicatori utilizzati nel modello e la sua assenza impedirebbe il calcolo corretto dei rapporti finanziari.

Il periodo di osservazione è stato fissato all'esercizio 2024, in quanto anno immediatamente antecedente all'evento di fallimento registrato nel 2025. Il campione finale utilizzato per l'analisi comprende 4.575 imprese, di cui 4.248 attive (DEFAULT = 0) e 327 fallite (DEFAULT = 1), con un tasso di default del 7,15%. Questa impostazione configura esplicitamente il modello come un modello di previsione del default a orizzonte annuale: i dati finanziari dell'esercizio 2024 vengono utilizzati per prevedere l'evento di default registrato nel corso del 2025. L'orizzonte di un anno è lo standard di riferimento nella letteratura sul credit risk e nella pratica bancaria per la stima della probabilità di default (Altman & Sabato, 2007; Basilea III, 2010). Va tuttavia segnalato che l'utilizzo di un unico esercizio di riferimento non consente di cogliere la dinamica temporale del deterioramento finanziario, che nella pratica si manifesta tipicamente su orizzonti pluriennali. L'estensione dell'analisi a un panel multi-periodo costituisce pertanto una naturale direzione per sviluppi futuri.

La tabella 4.1 riporta la distribuzione delle imprese del nostro campione per paese.

Paese	Codice ISO	Attive	Fallite	Totale	Default rate
Svezia	SE	753	10	763	1,31%
Lituania	LT	596	4	600	0,67%
Danimarca	DK	536	14	550	2,55%
Lettonia	LV	484	5	489	1,02%
Slovacchia	SK	478	3	481	0,62%
Italia	IT	319	25	344	7,27%
Polonia	PL	281	28	309	9,06%
Finlandia	FI	291	11	302	3,64%
Belgio	BE	238	18	256	7,03%
Paesi Bassi	NL	100	0	100	0,00%
Estonia	EE	82	1	83	1,20%
Repubblica Ceca	CZ	22	5	27	18,52%
Altri (FR, DE, GR, IE, LU, AT, HR, SI, ES, PT, RO)	—	68	203	271	74,91%
Totale	—	4.248	327	4.575	7,15%

*Tabella 4.1: Distribuzione del campione per paese: imprese attive, fallite e default rate.
Fonte: elaborazione propria su dati Orbis (Bureau van Dijk)*

La distribuzione per paese evidenzia alcuni squilibri che meritano di essere discussi esplicitamente, in quanto possono influenzare l'interpretazione dei risultati. In primo luogo, i Paesi Bassi presentano un tasso di default nullo (0 fallimenti su 100 imprese), il che potrebbe riflettere caratteristiche istituzionali

specifiche, quali procedure concorsuali più lente o una maggiore propensione alla ristrutturazione extragiudiziale, piuttosto che una genuina assenza di distress finanziario nel periodo considerato. La categoria residuale "Altri" (che raggruppa undici paesi tra cui Francia, Germania, Grecia, Spagna e Portogallo) mostra invece un tasso di default del 74,91%, anomalo rispetto agli altri paesi del campione e riconducibile alla modalità di estrazione dei dati da Orbis: per questi paesi sono disponibili principalmente le imprese fallite, con una copertura molto limitata delle imprese attive. Tale squilibrio nella distribuzione del campione per paese rappresenta una significativa limitazione metodologica, potenzialmente in grado di alterare la stima dei coefficienti del modello attraverso l'introduzione di un bias geografico non adeguatamente controllato. Si rimanda a successivi approfondimenti della ricerca l'espansione della base dati tramite una selezione più equilibrata a livello nazionale, al fine di ottenere una rappresentazione più omogenea della popolazione di PMI europee e di accrescere la solidità dei risultati rispetto alle differenze istituzionali tra i vari contesti nazionali.

4.2.2 Il modello base finanziario

L'obiettivo dell'analisi non è sviluppare ex novo un modello di previsione del default, bensì verificare se una misura granulare di rischio fisico climatico aggiunge capacità esplicativa rispetto a un benchmark finanziario consolidato. A tal fine, è necessario disporre di un modello base che sia metodologicamente robusto, applicabile con le variabili disponibili in Orbis, e sufficientemente riconosciuto in letteratura da costituire un punto di riferimento credibile. Il modello empirico adottato si ispira alla specifica proposta da Ohlson (1980), che stima la probabilità di insolvenza aziendale mediante una regressione logistica su un insieme di indicatori contabili. La scelta di questo modello è motivata dalla sua consolidata diffusione nella letteratura sul distress finanziario (Altman & Narayanan, 1997; Gordini, 2014), dalla disponibilità delle variabili necessarie nel database Orbis, e dalla superiorità metodologica della regressione logistica rispetto all'analisi discriminante multipla in presenza di campioni sbilanciati e

distribuzioni non normali, caratteristiche strutturali dei dati di PMI europee (Altman & Sabato, 2007).

Sono state condotte analisi preliminari che hanno portato risultati non soddisfacenti per modelli a coefficienti fissi sviluppati originariamente su campioni statunitensi, in particolare il modello originale di Ohlson (1980) e il modello Zmijewski (1984) che hanno fornito valori di AUC sistematicamente inferiori a 0,6⁹. Questo risultato è coerente con la letteratura che documenta la scarsa trasferibilità dei coefficienti originali verso contesti istituzionali e temporali differenti (Grice & Dugan, 2003; Altman et al., 2017).

Per questo motivo, in questa sezione di analisi, è stata adottata la struttura teorica dell'O-score di Ohlson (1980), e quindi le medesime variabili utilizzate dall'economista statunitense, ricalibrando però i coefficienti sul campione europeo. Questo approccio è metodologicamente coerente con la letteratura recente sulla previsione del distress finanziario per PMI europee: Cunha, Pinto Borges e Vieira (2024), ad esempio, adottano una logica analoga di re-stima del modello di Ohlson su campioni europei, ottenendo performance significativamente superiori rispetto all'applicazione diretta dei coefficienti originali.

Il modello base stima la probabilità di default per ciascuna impresa *i* mediante regressione logistica:

$$P(DEFAULT_i = 1) = \Lambda(\beta_0 + \beta_1 SIZE_i + \beta_2 TLTA_i + \beta_3 WCTA_i + \beta_4 CLCA_i + \beta_5 NITA_i + \beta_6 FUTL_i + \beta_7 INTWO_i + \beta_8 OENEG_i + \beta_9 CHIN_i)$$

dove $\Lambda(\cdot)$ indica la funzione logistica. Le variabili esplicative, costruite a partire dai dati Orbis con riferimento all'esercizio 2024, vengono riassunte nella tabella 4.2.

⁹ Per convenzione, un'AUC pari a 0,5 indica l'assenza di potere discriminante, assimilabile a una classificazione casuale; valori superiori a 0,7 sono generalmente considerati accettabili, mentre valori prossimi a 1 denotano un'eccellente capacità predittiva del modello nel distinguere le imprese in default da quelle finanziariamente solventi.

Variabile	Definizione	Calcolo	Segno atteso
SIZE	Dimensione dell'impresa	Logaritmo naturale del totale attivo	–
TLTA	Leva finanziaria	$(\text{Totale attivo} - \text{Patrimonio netto}) / \text{Totale attivo}$	+
WCTA	Liquidità relativa	$\text{Capitale circolante netto} / \text{Totale attivo}$	–
CLCA	Liquidità corrente	$\text{Passività correnti} / \text{Attività correnti}$	+
NITA	Redditività netta	$\text{Utile netto} / \text{Totale attivo}$	–
FUTL	Generazione di cassa	$\text{EBITDA} / \text{Passività totali}$ (proxy)	–
INTWO	Perdite consecutive	= 1 se utile netto negativo per due anni consecutivi	+
OENEG	Patrimonio netto negativo	= 1 se passività totali > totale attivo	+
CHIN	Variazione dell'utile	$(\text{NI}_t - \text{NI}_{\{t-1\}}) / (\text{NI}_t + \text{NI}_{\{t-1\}})$	–

Tabella 4.2: variabili del modello O-Score di Ohlson (1980) ristimate sul campione europeo

La variabile FUTL è costruita come EBITDA / Passività totali in luogo del funds from operations originale, in quanto questa voce non è disponibile in Orbis per la maggior parte delle imprese del campione. L'utilizzo dell'EBITDA come approssimazione del flusso di cassa operativo è prassi comune nella letteratura sul credit risk applicata a dati Orbis (Altman & Sabato, 2007; Cunha et al., 2024).

La stima è effettuata con regressione logistica con pesatura delle classi (*class_weight = "balanced"*), al fine di correggere lo sbilanciamento del campione in favore delle imprese attive. Questo approccio assegna a ciascuna osservazione un peso inversamente proporzionale alla frequenza della propria classe, penalizzando maggiormente gli errori di classificazione sui default, che costituiscono la classe minoritaria. La scelta è metodologicamente comune in contesti di default prediction, nei quali il costo di un falso negativo (la mancata identificazione di un'impresa a rischio) è sistematicamente superiore al costo di un falso positivo (l'errata identificazione di un'impresa sana come impresa a rischio di default) (Altman & Sabato, 2007). È opportuno specificare che la ponderazione delle classi incide sull'interpretazione degli output del modello. L'attribuzione di pesi inversamente proporzionali alla frequenza di ciascuna classe amplifica il contributo delle osservazioni in default durante la fase di stima, potenziando la capacità del modello di individuare la classe minoritaria, sebbene alteri la calibrazione delle probabilità assolute: i punteggi generati non devono pertanto essere considerati come stime della probabilità di default nella popolazione effettiva, bensì come indicatori di rischio relativo utili per classificare le imprese in base al loro grado di rischiosità.

A scopo di verifica della robustezza, il modello è stato stimato anche in assenza di ponderazione delle classi. I risultati confermano la stabilità qualitativa delle conclusioni: il contributo incrementale di PhysicalRisk persiste in entrambe le specificazioni, con un delta AUC di +0,010 con class weighting e di +0,008 senza, e un delta Average Precision rispettivamente di +0,011 e +0,015. Il contributo della variabile climatica non costituisce pertanto un artefatto derivante dalla scelta di ponderazione, bensì riflette un segnale informativo stabile e indipendente dalla specifica metodologia adottata per gestire lo sbilanciamento.

Prima della stima del modello, è stata condotta un'analisi della multicollinearità mediante il calcolo del *Variance Inflation Factor* (VIF)¹⁰. I risultati mostrano VIF

¹⁰ Il VIF misura il grado in cui la varianza di un coefficiente stimato è aumentata a causa della collinearità con le altre variabili; valori superiori a 5 sono considerati indicatori di collinearità moderata, mentre valori superiori a 10 segnalano collinearità severa (Hair et al., 2019).

inferiori a 2,5 per tutte le variabili incluse nel modello finale, confermando l'assenza di problemi rilevanti di multicollinearità.

A complemento dell'analisi VIF, le Figure 4.1 e 4.2 riportano rispettivamente la matrice di correlazione di Pearson e quella di Spearman¹¹ tra tutte le variabili del modello. L'esame delle correlazioni con PhysicalRisk conferma in modo diretto che la variabile climatica non cattura debolezze finanziarie già misurate dagli indicatori contabili: tutte le correlazioni di Pearson tra PhysicalRisk e i predittori finanziari sono inferiori a 0,07 in valore assoluto, con valori che vanno da $-0,055$ (CHIN) a $+0,063$ (SIZE e OENEG). Le correlazioni di Spearman, più robuste in presenza di distribuzioni non normali, confermano il medesimo quadro, con valori compresi tra $-0,12$ (NITA) e $+0,13$ (TLTA). PhysicalRisk risulta quindi sostanzialmente ortogonale rispetto all'intero set di predittori finanziari, aggiungendo una dimensione informativa genuinamente distinta.

La matrice evidenzia inoltre alcune correlazioni rilevanti tra le variabili finanziarie, in particolare tra TLTA e WCTA (Pearson: $-0,94$; Spearman: $-0,61$) e tra NITA ed EBIT/TA (Pearson: $0,99$; Spearman: $0,94$), che riflettono relazioni contabili strutturali attese. Queste correlazioni, già verificate attraverso l'analisi VIF, non compromettono la stabilità della stima ma suggeriscono cautela nell'interpretazione dei singoli coefficienti per le variabili più collineari tra loro.

¹¹ Le matrici riportano rispettivamente i coefficienti di correlazione di Pearson, che misurano l'associazione lineare tra le variabili, e di Spearman, misura non parametrica basata sui ranghi più robusta in presenza di distribuzioni non normali. I due indici sono presentati congiuntamente per consentire un confronto tra la struttura lineare e quella monotona delle relazioni tra le variabili del modello.

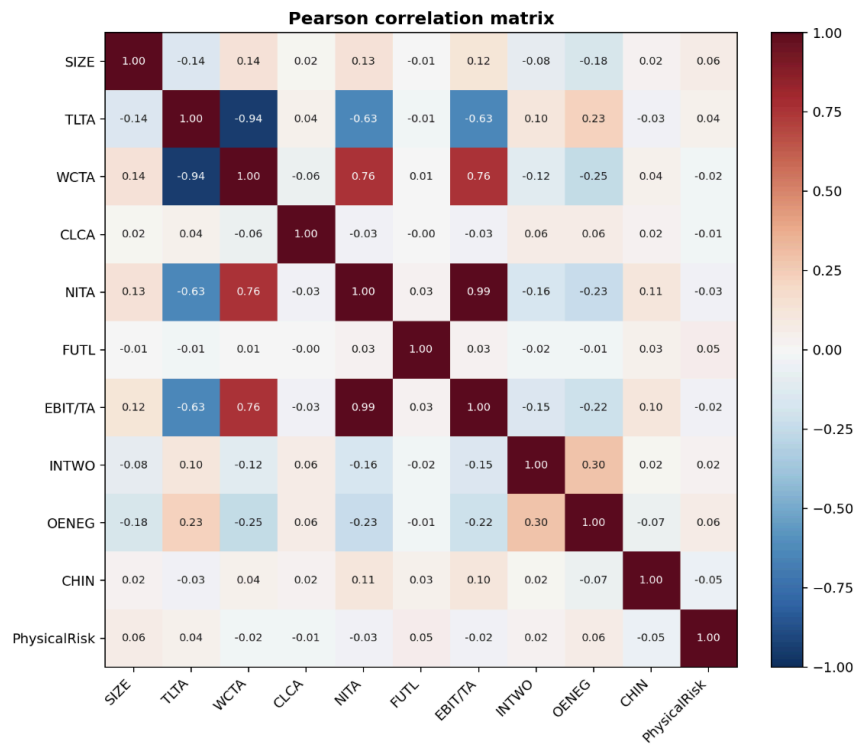


Figura 4.1: Matrice di correlazione di Pearson tra le variabili finanziarie e PhysicalRisk.

Fonte: elaborazione propria su dati Orbis (Bureau van Dijk)

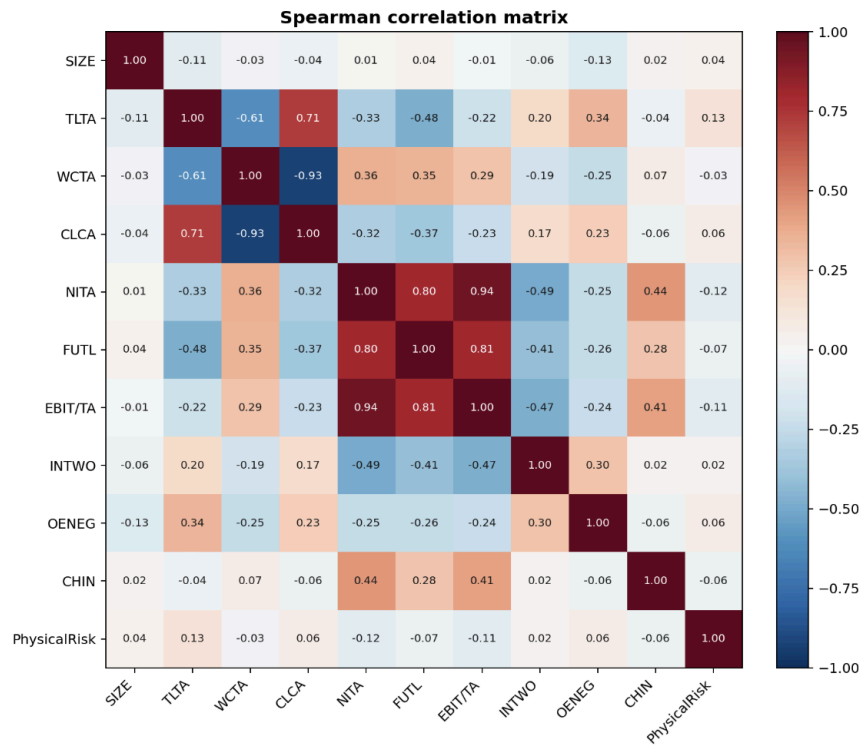


Figura 4.2: Matrice di correlazione di Spearman tra le variabili finanziarie e PhysicalRisk. Fonte: elaborazione propria su dati Orbis (Bureau van Dijk)

4.3 Integrazione della variabile climatica

Prima di descrivere la costruzione della variabile di rischio fisico, è utile esplicitare i canali attraverso cui un evento climatico estremo si trasmette alla posizione finanziaria di una PMI, generando un aumento della probabilità di default. Un evento fisico, un'alluvione, una siccità prolungata, un'ondata di calore, può colpire l'impresa attraverso percorsi distinti e cumulativi. Il primo è la distruzione di asset fisici: danni a impianti, macchinari e infrastrutture riducono la capacità produttiva e impongono investimenti di ripristino non pianificati. Il secondo fattore concerne la contrazione dei proventi, causata dalla sospensione delle operazioni, dalla perdita di contratti o dalla diminuzione della domanda locale. A ciò si sommano le discontinuità nella catena di approvvigionamento, che estendono lo shock anche a imprese non direttamente colpite dall'evento, a causa della mancata fornitura di materie prime o della chiusura dei mercati di sbocco. Dal punto di vista dei costi, la vulnerabilità al rischio fisico si manifesta nell'incremento dei premi assicurativi, nella perdita diretta di copertura nelle zone ad alto rischio e in maggiori spese per l'adeguamento e la messa in sicurezza. Infine, il deterioramento della posizione finanziaria può manifestarsi attraverso la riduzione del valore delle garanzie reali offerte a fronte di finanziamenti bancari, con conseguente peggioramento delle condizioni di accesso al credito. L'effetto combinato di questi canali (minori ricavi, maggiori costi, asset svalutati e garanzie ridotte) si traduce in un peggioramento dei flussi di cassa e in una minore capacità di rimborso del debito.

La variabile di rischio fisico è concettualmente analoga a quella utilizzata in letteratura nell'ambito della climate finance (Battiston et al., 2017; Sautner et al., 2023), e si basa sulla distinzione tra pericolosità fisica (hazard) e materialità settoriale (vulnerability). La variabile è definita come:

$$PhysicalRisk_i = Materiality_{(s,r)} \times ClimateIndex_{(NUTS2)}$$

dove $Materiality_{(s,r)}$ è il punteggio di materialità fisica assegnato all'impresa i in funzione del settore (s) e dell'area geografica macro-regionale (r), e $ClimateIndex_{(NUTS2)}$ è un indice composito di pericolosità fisica costruito per ciascuna delle 340 regioni NUTS2 europee a partire da indicatori Copernicus.

La decisione di modellare la variabile come prodotto delle due componenti, piuttosto che come somma, media ponderata o predittori distinti, necessita di una chiara giustificazione metodologica. La moltiplicazione incarna una specifica ipotesi concettuale: il rischio fisico rilevante per la probabilità di insolvenza di un'impresa è significativo solo quando un'elevata pericolosità climatica si associa a un'alta materialità settoriale-geografica. Le due componenti non sono pertanto additive, bensì interattive: un'impresa operante in un settore fortemente esposto ma situata in una regione climaticamente sicura, così come un'impresa in un settore scarsamente esposto localizzata in un'area ad alto rischio climatico, presentano entrambe un rischio fisico limitato. È la loro co-occorrenza, alta pericolosità e alta materialità, a generare un'esposizione strutturalmente rilevante. Questa logica è coerente con il framework concettuale $\text{hazard} \times \text{vulnerability}$ adottato in letteratura per la definizione del rischio fisico (IPCC, 2022; Battiston et al., 2017), e con l'approccio moltiplicativo utilizzato in contributi analoghi nell'ambito della finanza sostenibile (Sautner et al., 2023).

È opportuno precisare che la variabile PhysicalRisk così costruita non costituisce una misura completa del rischio fisico climatico, ma una proxy approssimata che cattura selettivamente due delle tre dimensioni del rischio fisico, la pericolosità (hazard), attraverso il ClimateIndex, e la vulnerabilità settoriale-geografica (vulnerability/exposure), attraverso la matrice di materialità, senza incorporare informazioni specifiche sull'adattamento dell'impresa, sulla qualità delle infrastrutture locali o sulla copertura assicurativa. Questa approssimazione è una conseguenza diretta dei vincoli di disponibilità dei dati per le PMI non quotate, per le quali le informazioni necessarie a costruire misure più granulari di esposizione e vulnerabilità non sono sistematicamente disponibili nei database commerciali. Nonostante questa limitazione, la variabile cattura la dimensione strutturale del rischio fisico (quella legata alla localizzazione e al settore) che è la componente più rilevante per la valutazione del merito creditizio di lungo periodo.

Il ClimateIndex è costruito come media semplice di tre indicatori climatici normalizzati, estratti dall'European Climate Data Explorer (ECDE) di Copernicus/C3S. Prima di descriverne la composizione, è opportuno precisare l'ambito di copertura: i tre indicatori selezionati catturano prevalentemente rischi

di natura idrologica e legati alla siccità, precipitazioni estreme, stress idrico e instabilità del suolo. L'indice non include altre dimensioni rilevanti del rischio fisico climatico, quali ondate di calore, incendi boschivi, rischio da vento, innalzamento del livello del mare o profondità delle alluvioni fluviali, la cui esclusione è motivata dall'indisponibilità dei relativi dati Copernicus in formato scaricabile a livello NUTS2 nel periodo di riferimento. Per questa ragione, il ClimateIndex andrebbe più correttamente inteso come un indice di rischio fisico idro-climatico (*Hydro-Climatic Physical Risk Index*), ovvero una proxy parziale della pericolosità fisica complessiva, focalizzata sulla componente idrologica del rischio. È ragionevole attendersi che l'inclusione di indicatori aggiuntivi rafforzerebbe ulteriormente il contributo predittivo della variabile climatica, costituendo una naturale direzione per sviluppi futuri della ricerca.

I tre indicatori climatici sono:

1. *Extreme Precipitation Days (EPD)*: il valore medio annuale dei giorni caratterizzati da eventi pluviometrici estremi. Tale parametro riflette il livello di esposizione al pericolo di inondazioni e ai danni provocati da piogge intense.
2. *Meteorological Droughts Duration (MDD)*: la durata media annuale, espressa in mesi, dei periodi di siccità di natura meteorologica. Questo indicatore segnala l'esposizione al rischio di carenza idrica.
3. *Mean Soil Moisture (MSM, invertita)*: il contenuto medio di umidità nel terreno. Esso rappresenta un indicatore composito dello stress idrico e del pericolo di instabilità del suolo.

La selezione degli indicatori e i valori del ClimateIndex aggregato a livello NUTS2 sono documentati in dettaglio nell'Appendice A, alla quale si rimanda per una descrizione completa delle fonti e del processo di aggregazione.

Il ClimateIndex varia tra 0 (rischio minimo) e 1 (rischio massimo) e assume valori diversi per ciascuna regione NUTS2, consentendo una distinzione geografica sub-nazionale che risolve il problema identificato nei lavori che utilizzano indicatori puramente nazionali: due imprese nello stesso paese ma in regioni

diverse ricevono valori di rischio differenziati in funzione delle caratteristiche climatiche della loro localizzazione specifica.

Il punteggio di materialità fisica è tratto dalla matrice di materialità costruita nel Capitolo 1 della presente tesi, che assegna a ciascuna combinazione settore–area geografica un livello di esposizione ai rischi fisici climatici. La matrice utilizza una scala a sei livelli, Basso (1), Medio-Basso (2), Medio (3), Medio-Alto (4), Alto (5), Molto Alto (6), e quattro macro-aree geografiche europee: Nord Europa, Europa Occidentale, Europa Centro-Orientale ed Europa Meridionale.

La mappatura dei paesi del campione alle macro-aree è la seguente: Nord Europa (SE, FI, DK, EE, LV, LT); Europa Occidentale (FR, BE, NL, LU, DE, IE); Europa Centro-Orientale (PL, CZ, SK, RO, HR, SI); Europa Meridionale (IT, GR, PT, ES). Il punteggio di materialità è successivamente normalizzato su scala [0,1] dividendo per il valore massimo della scala (6).

Settore	Nord Europa	Europa Occ.	Europa C.-Or.	Europa Merid.
Real Estate	3 – Medio	5 – Alto	4 – Medio-Alto	6 – Molto Alto
Agricoltura	2 – Medio-Basso	3 – Medio	4 – Medio-Alto	6 – Molto Alto
Energia	3 – Medio	4 – Medio-Alto	3 – Medio	5 – Alto
Infrastrutture e trasporti	3 – Medio	5 – Alto	4 – Medio-Alto	5 – Alto
Salute	1 – Basso	3 – Medio	3 – Medio	6 – Molto Alto
Chimica	1 – Basso	3 – Medio	3 – Medio	5 – Alto
Finanza e assicurazioni	2 – Medio-Basso	4 – Medio-Alto	3 – Medio	6 – Molto Alto

Tabella 4.3: Matrice di materialità fisica settore × area geografica. Fonte: elaborazione propria (cfr. Capitolo 1, Tabella 1.4).

La variabile $PhysicalRisk_i$ varia nell'intervallo [0,1], dove valori più elevati indicano una maggiore esposizione combinata al rischio fisico climatico in

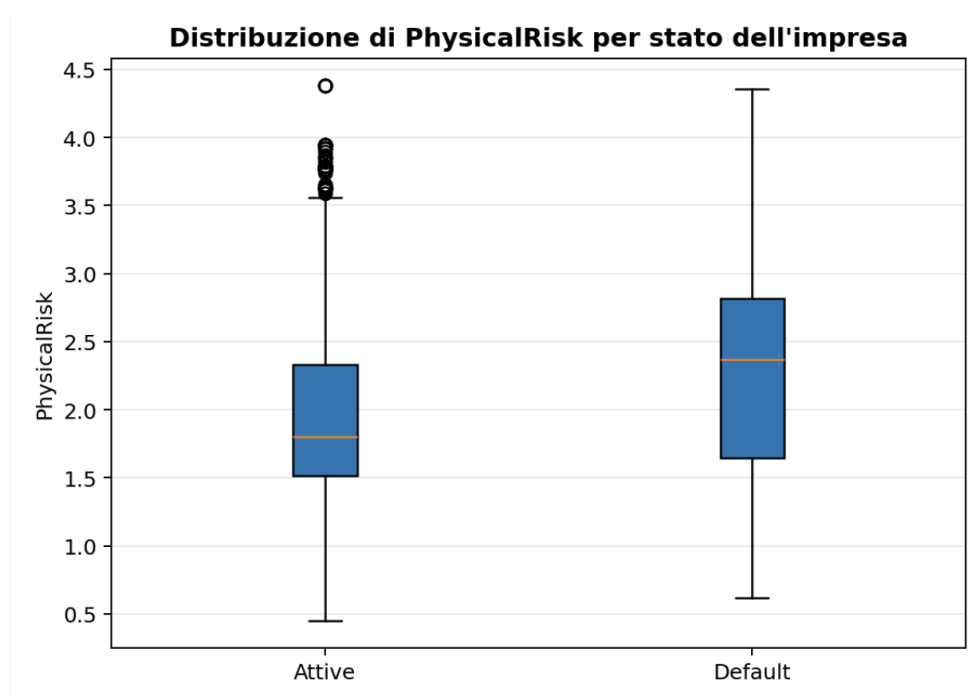
funzione della localizzazione territoriale e del settore di appartenenza dell'impresa. L'assenza di multicollinearità tra la variabile fisica e i predittori finanziari è confermata da un VIF pari a 1,06, indicativo di piena indipendenza.

4.4 Risultati

A seguito dell'introduzione della variabile di rischio fisico, è stata effettuata una verifica per accertarsi che tutte le 4575 imprese del modello avessero associato un valore di NUTS2 necessario per applicare la nuova variabile. Da questo esame è emerso che 75 imprese del nostro campione non lo avevano, per cui è stato ridotto a 4500 imprese (4183 attive e 317 default). Tutti i risultati riportati nelle sezioni seguenti si riferiscono a questo sotto-campione comune.

Prima di presentare i risultati del modello, è utile esaminare la distribuzione della variabile PhysicalRisk distinguendo tra imprese attive e imprese in default, al fine di verificare se le imprese fallite presentino già, a livello descrittivo, una maggiore esposizione al rischio idro-climatico rispetto alle imprese solventi.

La Figura 4.3 riporta la distribuzione di PhysicalRisk per stato dell'impresa. Le imprese in default mostrano una distribuzione spostata verso valori più elevati rispetto alle imprese attive: la mediana del gruppo in default (2,371) è superiore a quella delle imprese attive (1,804), e la differenza tra le medie dei due gruppi è pari a +0,366 (media attive: 1,940; media default: 2,306). Il test di Welch conferma che tale differenza è statisticamente significativa ($p < 0,001$), escludendo che sia attribuibile a variabilità campionaria. Questo significa che in media le imprese che poi sono fallite erano localizzate in aree geograficamente e settorialmente più esposte al rischio idro-climatico rispetto alle imprese rimaste attive.



*Figura 4.3: Distribuzione di PhysicalRisk per stato dell'impresa (Attive vs Default).
Fonte: elaborazione propria su dati Orbis (Bureau van Dijk)*

4.4.1 Confronto tra il modello base e il modello esteso

Il modello base, ristimato sul sotto-campione di 4.500 imprese, raggiunge un'AUC di 0,867, un risultato che colloca il modello in una fascia di elevata capacità discriminante secondo i criteri convenzionali della letteratura sul credit risk.

La Tabella 4.3 riporta le principali metriche di performance alla soglia ottimale di Youden, preferita alla soglia convenzionale di 0,50 in presenza di classi sbilanciate come nel nostro campione. Il modello classifica correttamente quasi l'82% delle imprese effettivamente fallite, mantenendo al contempo una specificità del 77%, il che implica che la stragrande maggioranza delle aziende solvibili viene identificata in modo appropriato. La precision più ridotta (21,6%) non rappresenta una carenza del modello, bensì una conseguenza prevedibile della struttura del campione: dato un tasso di default del 7%, anche un'elevata specificità produce inevitabilmente un numero di falsi positivi superiore, in termini assoluti, a quello dei veri positivi. In applicazioni di credit risk, dove il costo di un falso negativo (non rilevare un'impresa a rischio) è tipicamente più

elevato del costo di un falso positivo, questa configurazione è metodologicamente coerente con gli obiettivi del modello.

Metrica	Valore
AUC-ROC (out-of-fold)	0,867
IC bootstrap 95% AUC	0,842 – 0,887
Soglia ottimale (Youden)	0,416
Sensitività (Recall)	81,7%
Specificità	77,2%
Precision	21,6%
Balanced Accuracy	79,4%
Veri positivi (TP)	267
Falsi negativi (FN)	60
Falsi positivi (FP)	968
Veri negativi (TN)	3.280

Tabella 4.3: Metriche di performance del modello base finanziario (soglia Youden).

Fonte: elaborazione propria su dati Orbis (Bureau van Dijk)

Il modello esteso aggiunge la variabile *PhysicalRisk_i* ai predittori finanziari del modello base, stimando la seguente specificazione:

$$P(DEFAULT_i = 1) = A(\beta_0 + \beta_1 SIZE_i + \dots + \beta_9 CHIN_i + \beta_{10} PhysicalRisk_i)$$

La tabella 4.4 riporta il confronto tra modello base e modello esteso.

Metrica	Modello base (M1)	Modello esteso – M2 (+ PhysicalRisk)	$\Delta M2 - M1$
N imprese	4.500	4.500	—
N default	317	317	—
AUC-ROC	0,867	0,877	+0,010
Average Precision (OOF)	0,485	0,496	+0,011
Balanced Accuracy	79,4%	80,9%	+1,5 pp
Recall (default)	81,7%	82,3%	+0,6 pp
Δ AUC bootstrap (IC 95%)	—	—	0,0005 – 0,0195

Tabella 4.4: Confronto tra modello base (M1) e modello esteso (M2). Fonte: elaborazione propria su dati Orbis (Bureau van Dijk)

I risultati, riportati nella Tabella 4.4, mostrano un miglioramento sistematico su tutte le metriche considerate. L'AUC passa da 0,867 a 0,877, con un incremento di un punto percentuale che, pur appearing modesto in termini assoluti, risulta statisticamente robusto: l'intervallo di confidenza bootstrap al 95% del delta AUC è interamente positivo (0,0005 – 0,0195), escludendo che il miglioramento sia attribuibile a variabilità campionaria. Miglioramenti coerenti si osservano anche per l'Average Precision (+0,011) e per la Balanced Accuracy (+1,5 punti percentuali), confermando che il contributo della variabile di rischio fisico non è limitato a una specifica metrica ma si riflette in modo uniforme sulla capacità complessiva del modello di discriminare tra imprese solventi e imprese in default.

4.4.2 Significatività statistica della variabile di rischio fisico

Al fine di verificare la significatività statistica della variabile PhysicalRisk, è stata stimata una regressione logit sullo stesso campione di 4.500 imprese.

Generalized Linear Model Regression Results						
=====						
Dep. Variable:	DEFAULT	No. Observations:	4500			
Model:	GLM	Df Residuals:	4489			
Model Family:	Binomial	Df Model:	10			
Link Function:	Logit	Scale:	1.0000			
Method:	IRLS	Log-Likelihood:	-777.58			
Date:	Sun, 07 Jun 2026	Deviance:	1555.2			
Time:	20:07:33	Pearson chi2:	4.45e+03			
No. Iterations:	7	Pseudo R-squ. (CS):	0.1512			
Covariance Type:	cluster					
=====						
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]

const	-3.3941	0.187	-18.114	0.000	-3.761	-3.027
SIZE	-0.3208	0.100	-3.193	0.001	-0.518	-0.124
TLTA	0.8529	0.144	5.935	0.000	0.571	1.135
WCTA	0.4432	0.130	3.417	0.001	0.189	0.697
CLCA	0.5170	0.062	8.332	0.000	0.395	0.639
NITA	-0.1993	0.113	-1.762	0.078	-0.421	0.022
FUTL_PROXY	0.0830	0.239	0.347	0.729	-0.386	0.552
INTWO	0.2950	0.059	4.970	0.000	0.179	0.411
OENEG	0.0950	0.069	1.379	0.168	-0.040	0.230
CHIN	-0.3149	0.105	-2.998	0.003	-0.521	-0.109
PHYSICAL_RISK	0.4591	0.140	3.274	0.001	0.184	0.734
=====						

Figura 4.4: risultati della regressione per stimare la significatività della variabile fisica.
Fonte: elaborazione propria su dati Orbis (Bureau van Dijk)

La Figura 4.4 riporta i risultati della stima del modello esteso. Il coefficiente della variabile PhysicalRisk risulta positivo ($\beta = 0,459$) e statisticamente significativo al livello dell'1% ($p = 0,001$, $z = 3,274$), con un intervallo di confidenza al 95% interamente positivo $[0,184 - 0,734]$. Il segno atteso è confermato: un'esposizione più elevata al rischio fisico climatico è associata a una maggiore probabilità di default, a parità di condizioni finanziarie.

	Odds Ratio	Std. Err.	log-odds	z	P> z	[0.025 OR	0.975 OR]
const	0.0336		0.1874	-18.1137	0.0000	0.0233	0.0485
SIZE	0.7256		0.1005	-3.1928	0.0014	0.5959	0.8835
TLTA	2.3465		0.1437	5.9348	0.0000	1.7705	3.1099
WCTA	1.5576		0.1297	3.4174	0.0006	1.2080	2.0084
CLCA	1.6769		0.0620	8.3318	0.0000	1.4849	1.8938
NITA	0.8193		0.1131	-1.7625	0.0780	0.6564	1.0226
FUTL_PROXY	1.0865		0.2394	0.3465	0.7290	0.6796	1.7371
INTWO	1.3432		0.0594	4.9695	0.0000	1.1956	1.5089
OENEG	1.0996		0.0688	1.3794	0.1678	0.9608	1.2585
CHIN	0.7299		0.1050	-2.9981	0.0027	0.5941	0.8967
PHYSICAL_RISK	1.5826		0.1402	3.2739	0.0011	1.2023	2.0831

Figura 4.5: Odds ratio del modello esteso (M2): coefficienti esponenziati e intervalli di confidenza al 95%. Fonte: elaborazione propria su dati Orbis (Bureau van Dijk)

L'interpretazione in termini di odds ratio evidenzia la rilevanza economica dell'effetto. Poiché le variabili sono state standardizzate prima della stima, l'odds ratio di 1,583 associato a PhysicalRisk deve essere inteso come l'effetto di un incremento pari a una deviazione standard della variabile ($\sigma = 0,674$), e non di un aumento unitario nella scala originaria. Al fine di rendere il risultato più immediato, è opportuno considerare variazioni concrete: un'impresa che presenti un PhysicalRisk superiore di 0,10 punti rispetto a un'altra, a parità di tutti gli indicatori finanziari, mostra odds di default maggiori del 7,0%. Se si confrontano invece un'impresa al 25° percentile della distribuzione (PhysicalRisk = 1,549) con una al 75° percentile (PhysicalRisk = 2,359), la differenza di esposizione al rischio fisico si traduce in odds di default superiori del 73,6%. Si tratta di un effetto di dimensione rilevante, paragonabile a quello delle principali variabili finanziarie del modello.

Tra le variabili finanziarie, i risultati sono coerenti con le attese teoriche del modello di Ohlson. Il leverage (TLTA = 2,347) e il peso delle passività correnti (CLCA = 1,677) risultano i predittori più forti del default, mentre la dimensione aziendale (SIZE = 0,726) e il momentum reddituale (CHIN = 0,730) esercitano un effetto protettivo.

4.5 Discussione dei risultati

I risultati dell'analisi empirica confermano l'ipotesi centrale della tesi: il rischio fisico climatico, valutato a livello territoriale sub-nazionale e adattato in base alla materialità settoriale, rappresenta un fattore di rischio significativo per la previsione dell'insolvenza delle PMI europee. L'integrazione della variabile PhysicalRisk produce un miglioramento incrementale nella capacità discriminatoria del modello. L'AUC out-of-fold aumenta da 0,867 nel modello finanziario di base a 0,877 nel modello esteso, con un incremento di circa 0,010. Tale miglioramento, sebbene modesto in termini assoluti, è statisticamente significativo: l'intervallo di confidenza bootstrap al 95% del delta AUC è interamente positivo, e risulta coerente con l'ipotesi che il rischio fisico climatico fornisca informazioni aggiuntive rispetto ai soli indicatori contabili. Il contributo della variabile climatica va quindi interpretato come incrementale e complementare, piuttosto che come una trasformazione sostanziale delle prestazioni predittive: il modello base è già molto performante, e in presenza di una baseline elevata ulteriori incrementi sono strutturalmente più difficili da ottenere.

Le metriche di calibrazione confermano questo quadro. Come riportato nella Tabella 4.5, il Brier score si riduce da 0,132 a 0,130, la log-loss da 0,444 a 0,429 e l'Expected Calibration Error (ECE) da 0,253 a 0,240, tutti in direzione di un lieve miglioramento nel modello esteso. Anche l'Average Precision migliora da 0,485 a 0,496. I miglioramenti sono contenuti ma coerenti su tutte le metriche considerate, il che esclude che il contributo della variabile climatica sia limitato a una singola dimensione di performance.

Metrica	Ohlson base	Ohlson + PhysicalRisk	Variazione
AUC	0,867	0,877	+0,010
Average precision	0,485	0,496	+0,011
Brier score	0,132	0,130	miglioramento lieve
Log loss	0,444	0,429	miglioramento lieve
Expected calibration error	0,253	0,240	miglioramento lieve

Tabella 4.5: Metriche di performance e calibrazione: confronto tra modello base e modello esteso. Fonte: elaborazione propria su dati Orbis (Bureau van Dijk)

La Figura 4.6 mostra la distribuzione degli score out-of-fold per imprese attive e fallite nei due modelli. In entrambi i casi le imprese fallite tendono a concentrarsi verso score elevati, mentre le imprese attive si addensano verso valori bassi, confermando la capacità discriminante del modello. Nel modello esteso si osserva una separazione leggermente più netta tra le due distribuzioni, coerente con il miglioramento dell'AUC.

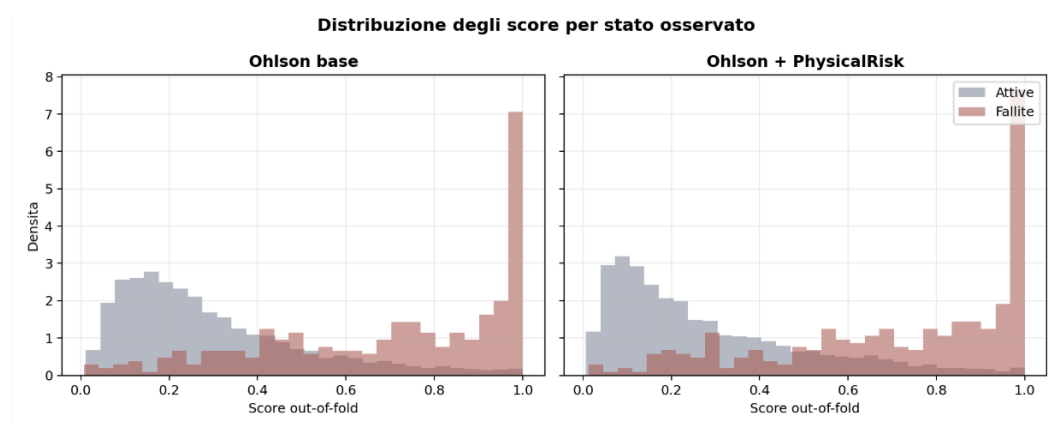


Figura 4.6: Distribuzione degli score out-of-fold per stato osservato: Ohlson base vs Ohlson + PhysicalRisk. Fonte: elaborazione propria su dati Orbis (Bureau van Dijk)

La Figura 4.7 illustra la curva di calibrazione per i decili degli score out-of-fold. Entrambi i modelli presentano un andamento monotono crescente del tasso di default osservato all'aumentare dello score previsto, evidenziando una buona capacità ordinale di discriminazione del rischio. Tuttavia, le curve si allontanano significativamente dalla diagonale di calibrazione ideale, specialmente nei decili centrali e superiori, dove il modello sovrastima sistematicamente la probabilità di insolvenza. Tale comportamento è previsto e attribuibile all'impiego della ponderazione delle classi (`class_weight="balanced"`) per affrontare lo squilibrio del campione: questa strategia potenzia la capacità discriminante, ma modifica la calibrazione delle probabilità assolute. Di conseguenza, gli output del modello devono essere interpretati principalmente come punteggio di rischio relativo, idonei a classificare le imprese in base al livello di rischio, e non come stime di probabilità di default perfettamente calibrate in termini assoluti. Un'eventuale ri-calibrazione degli score mediante Platt scaling o isotonic regression costituisce una direzione naturale per sviluppi futuri.

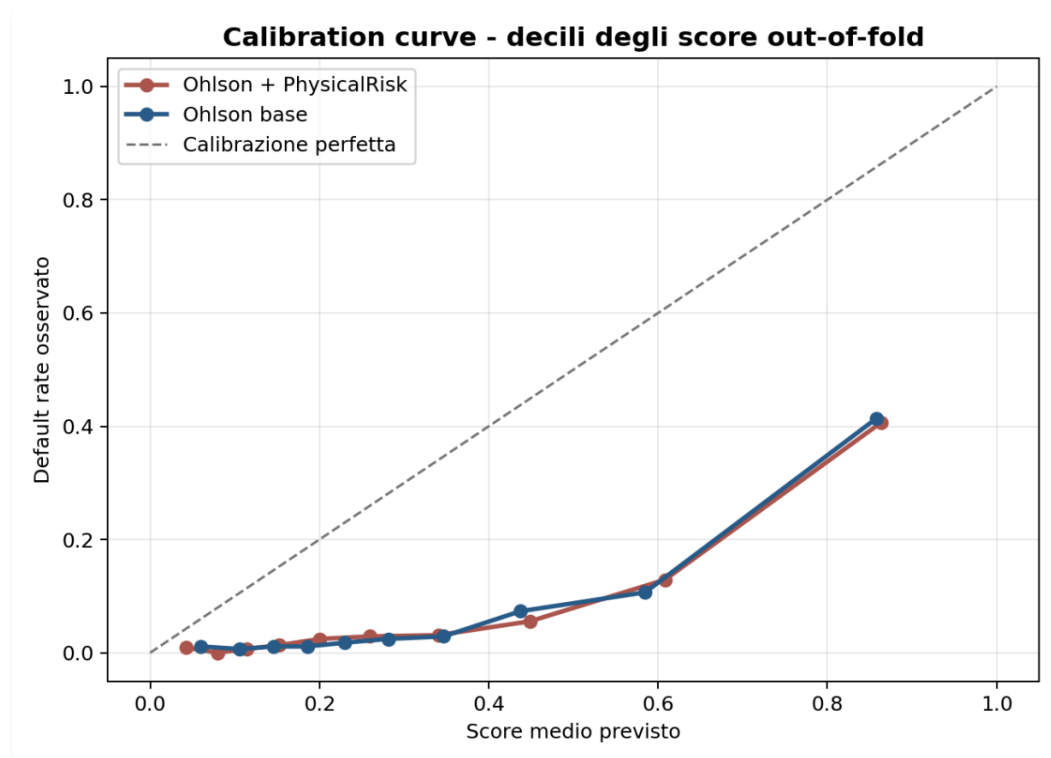


Figura 4.7: Calibration curve: decili degli score out-of-fold, confronto tra Ohlson base e Ohlson + PhysicalRisk. Fonte: elaborazione propria su dati Orbis (Bureau van Dijk)

La significatività statistica robusta del coefficiente, mantenuta anche con la clusterizzazione per NUTS2, è metodologicamente rilevante. La ricerca dimostra che il segnale non costituisce un artefatto derivante dalla correlazione spaziale tra imprese co-localizzate: all'interno di ciascuna regione NUTS2, le imprese caratterizzate da una maggiore esposizione settoriale al rischio fisico presentano una probabilità di default superiore rispetto a quelle con esposizione inferiore. Un aspetto di notevole rilevanza è che il risultato persiste anche dopo l'inclusione di effetti fissi nazionali impliciti, ottenuti mediante validazione incrociata stratificata per gruppo: il modello non si limita ad apprendere che determinati paesi presentano tassi di default più elevati, ma identifica una genuina variazione geografica sub-nazionale, correlata alle caratteristiche climatiche regionali.

Questi risultati sono coerenti con la letteratura emergente che documenta l'impatto del rischio fisico sulle performance finanziarie delle imprese (Sautner et al., 2023;

Battiston et al., 2017) e con le indicazioni delle autorità di vigilanza europee che richiedono alle istituzioni finanziarie di integrare i rischi climatici fisici nella valutazione del merito creditizio delle controparti (EBA, 2021; ECB, 2022).

4.5.1 Limiti dell'analisi

L'analisi presenta alcuni limiti che è doveroso evidenziare. In primo luogo, la variabile relativa alla materialità fisica è costruita su scala di macro-settore e macro-area geografica: essa non opera una distinzione tra imprese appartenenti al medesimo settore e alla stessa regione, le quali potrebbero presentare profili di esposizione notevolmente diversi in base, per esempio, alla tipologia di attività esercitata o all'altitudine e alla prossimità a corsi d'acqua della sede produttiva. Una mappatura effettuata a livello di codice NACE a quattro cifre e di regione NUTS3 consentirebbe di ottenere una maggiore granularità.

In secondo luogo, il ClimateIndex cattura prevalentemente il rischio idro-climatico (precipitazioni estreme, siccità e stress del suolo) senza includere altre dimensioni rilevanti del rischio fisico quali ondate di calore, incendi boschivi, rischio da vento o innalzamento del livello del mare. In terzo luogo, il campione di imprese fallite è limitato alle imprese con stato "Fallita" o "Cessata per fallimento" registrato nel 2025, con tutti i dati di bilancio necessari disponibili per l'anno 2024. Questa doppia condizione potrebbe indurre un bias di selezione, poiché le imprese con bilanci più incompleti, che potrebbero essere proprio le più in difficoltà, sono sistematicamente escluse dall'analisi. Inoltre il campione presenta squilibri nella distribuzione per paese in particolare l'assenza di default nei Paesi Bassi e il tasso anomalo della categoria "Altri" che potrebbero influenzare la stima dei coefficienti introducendo un bias geografico non controllato.

Le verifiche condotte (analisi VIF e intervalli di confidenza bootstrap sull'AUC) sono utili ma non sufficienti a escludere che il risultato dipenda dalla composizione specifica del campione o dalla costruzione della variabile climatica. Per rafforzare la robustezza dei risultati, sviluppi futuri dell'analisi potrebbero includere le seguenti verifiche: stimare il modello utilizzando il solo ClimateIndex

senza il moltiplicatore di materialità, e viceversa utilizzando la sola materialità settoriale-geografica senza ClimateIndex, al fine di isolare il contributo delle due componenti della variabile PhysicalRisk; escludere dal campione i paesi con pochissime osservazioni e la categoria "Altri", per verificare se i risultati tengono in un campione geograficamente più bilanciato.

Un'avvertenza metodologica di carattere generale riguarda l'interpretazione dei risultati. Il fatto che un valore più elevato di PhysicalRisk sia associato a una maggiore probabilità di default, controllando per gli indicatori finanziari, non consente di concludere che il rischio fisico climatico causi il default. Le imprese localizzate in aree ad alto rischio idro-climatico potrebbero differire sistematicamente dalle altre per fattori non controllati, quali le condizioni economiche regionali, la qualità delle infrastrutture locali o la struttura produttiva del territorio, che potrebbero spiegare parte dell'associazione osservata. I risultati devono pertanto essere letti in chiave di associazione statistica e di capacità predittiva aggiuntiva: la variabile PhysicalRisk mostra una correlazione con la probabilità di insolvenza e fornisce un contributo informativo superiore rispetto ai soli indicatori finanziari, sebbene non sia lecito attribuire a tale relazione un nesso causale in senso proprio. Tale distinzione assume rilevanza non solo sotto il profilo metodologico, ma anche nelle implicazioni operative: il modello costituisce uno strumento di valutazione del rischio relativo, e non un modello strutturale del meccanismo generativo del default.

Conclusioni

La presente tesi ha analizzato il rischio fisico climatico nella sua rilevanza per il sistema finanziario europeo, seguendo un percorso che dalla definizione concettuale e dalla misurazione del fenomeno giunge a una verifica empirica del suo impatto sulla probabilità di default delle piccole e medie imprese.

Il primo contributo della tesi consiste nella costruzione di una matrice di materialità settoriale-geografica che traduce le evidenze scientifiche sul rischio fisico climatico, tratte dal rapporto EUCRA, dalle linee guida BCE e dalla letteratura di riferimento, in punteggi di esposizione per ciascuna combinazione settore–area geografica europea. La matrice non è uno strumento meramente descrittivo: essa costituisce la componente di vulnerabilità della variabile PhysicalRisk utilizzata nell'analisi empirica del Capitolo 4, rappresentando il collegamento operativo tra il framework teorico hazard–exposure–vulnerability e la stima quantitativa del rischio di credito.

Il secondo contributo riguarda l'analisi degli strumenti finanziari disponibili per la gestione del rischio fisico e del quadro normativo europeo. La revisione condotta nel Capitolo 2 ha messo in luce un protection gap strutturale, definito come la discrepanza tra le perdite economiche subite e quelle coperte da assicurazione, il quale tende a crescere nelle aree geografiche e nei settori maggiormente esposti al rischio fisico, ovvero quelli in cui le PMI risultano più concentrate e vulnerabili. Il quadro normativo europeo, che va dalla CSRD alle linee guida di EBA e BCE, sta progressivamente imponendo alle istituzioni finanziarie di includere questa dimensione di rischio nei processi di valutazione del merito creditizio, conferendo al modello proposto nel Capitolo 4 una rilevanza non solo accademica, ma anche operativa.

Il terzo contributo concerne l'analisi critica dei modelli di valutazione del rischio fisico. Il Capitolo 3 ha evidenziato come i modelli climatico-economici tradizionali (DICE, RICE e la famiglia degli IAM), sebbene dinamici e sofisticati, presentino limiti strutturali nella rappresentazione dell'eterogeneità regionale, degli eventi estremi e della vulnerabilità a livello aziendale. Gli scenari NGFS e

IPCC forniscono un framework forward-looking utile per le analisi di stress testing, ma non costituiscono previsioni probabilistiche in senso stretto. La catena di trasmissione dallo scenario climatico alla probabilità di default, attraverso la distruzione di asset, la riduzione dei ricavi, le interruzioni della supply chain e il deterioramento delle garanzie, costituisce il meccanismo che il modello empirico del Capitolo 4 cerca di approssimare quantitativamente.

Il quarto e principale contributo è empirico. L'analisi condotta su un campione di 4.500 PMI europee non quotate ha mostrato che la variabile PhysicalRisk, definita come prodotto tra il punteggio di materialità settoriale-geografica e un indice idro-climatico composito a livello NUTS2, è statisticamente significativa al livello dell'1% e migliora in modo incrementale e robusto la capacità predittiva del modello logistico di base.

I risultati dell'analisi sono però soggetti ad un'interpretazione specifica. L'associazione statistica osservata non implica un nesso causale: le imprese situate in aree ad alto rischio idro-climatico potrebbero differire sistematicamente dalle altre per fattori non controllati, come le condizioni economiche regionali o la qualità delle infrastrutture locali. Il ClimateIndex cattura una componente specifica del rischio fisico, quella idrologica e legata alla siccità, senza includere altri hazard rilevanti, quali ondate di calore, incendi o innalzamento del livello del mare. Gli output del modello vanno interpretati come punteggi di rischio relativo, non come probabilità di default perfettamente calibrate in senso assoluto.

Nonostante tali limitazioni, i risultati offrono indicazioni concrete per almeno tre ambiti applicativi. Per le istituzioni finanziarie, il modello suggerisce che l'integrazione di una misura granulare di rischio fisico nei sistemi di rating interni può migliorare la capacità di identificare controparti strutturalmente più esposte al rischio climatico, in linea con le aspettative di vigilanza della BCE e le linee guida EBA. Per i regolatori, i risultati forniscono evidenza empirica a sostegno della rilevanza del rischio fisico per il credito alle PMI, un segmento sistematicamente sottoanalizzato rispetto alle grandi imprese quotate. Per la ricerca accademica, la metodologia proposta (combinazione di indicatori climatici sub-nazionali con

punteggi di materialità settoriale in un modello logistico di default) offre un framework replicabile ed estendibile a contesti geografici e settoriali differenti.

Il cambiamento climatico non è un rischio futuro e ipotetico: è un fenomeno già in atto, con effetti misurabili sulla vulnerabilità finanziaria delle imprese. La sfida per il sistema finanziario europeo nei prossimi anni sarà sviluppare strumenti sempre più granulari e operativamente fondati per integrare questa dimensione di rischio nelle decisioni di credito, di investimento e di vigilanza. La presente tesi intende offrire un contributo in questa direzione.

Bibliografia

AIFIRM. (2024). *Rischi finanziari e climatici*.
<https://www.aifirm.it/wp-content/uploads/2024/03/Rischi-finanziari-e-climatici.pdf>

Albanese, M., Caporale, G. M., Colella, I., & Spagnolo, N. (2025). The effects of physical and transition climate risk on stock markets: Some multi-country evidence. *International Economics*, 181, 100571.
<https://doi.org/10.1016/j.inteco.2024.100571>

Alpino, M., Citino, L., de Blasio, G., & Zeni, F. (2022). *Gli effetti del cambiamento climatico sull'economia italiana*(Questioni di Economia e Finanza n. 728). Banca d'Italia.
https://www.bancaditalia.it/pubblicazioni/qef/2022-0728/QEF_728_22.pdf

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. (1983). *Corporate financial distress: A complete guide to predicting, avoiding, and dealing with bankruptcy*. Wiley.

Altman, E. I. (1995). *Corporate credit scoring models: Approaches and tests for successful implementation*. NYU Salomon Center Working Paper.

Altman, E. I. (2018). A fifty-year retrospective on credit risk models, the Altman Z-score family of models and their applications to financial markets and managerial strategies. *Journal of Credit Risk*, 14(4), 1–34.
<https://doi.org/10.21314/JCR.2018.243>

Altman, E. I., Danovi, A., & Falini, A. (2013). Z-score models' application to Italian companies subject to extraordinary administration. *Journal of Applied Finance*, 23(1), 128–137.

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., & Narayanan, P. (1997). An international survey of business failure classification models. *Financial Markets, Institutions & Instruments*, 6(2), 1–57. <https://doi.org/10.1111/1468-0416.00010>

Altman, E. I., & Sabato, G. (2001). *Modelling credit risk for SMEs*. NYU Salomon Center Working Paper.

Altman, E. I., & Sabato, G. (2007). Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the US 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>

Azzone, M., Ghesini, M., Stocco, D., & Viola, L. (2026). Physical climate risk in asset management. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, 33, 1077–1094. <https://doi.org/10.1002/csr.70215>

Baldi, F., & Altman, E. I. (2025). *The Z-ESG score: Integrating environmental, social, and governance factors into corporate default prediction* [Working paper]. *Journal of Credit Risk* [in corso di pubblicazione].

Bank for International Settlements. (2022). *Climate risks scenario analysis: Practical examples and challenges*. FSI Connect. https://www.bis.org/fsi/fsiconnect/fsi_connect_anniversary/lo_fsi_20154/Climate_Risks_Scenario_Analysis_Practical_Examples_and_Challenges.pdf

Basel Committee on Banking Supervision. (2010). *Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems*. Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/publ/bcbs189.pdf>

Battiston, S., Mandel, A., Monasterolo, I., Schütze, F., & Visentin, G. (2017). A climate stress-test of the financial system. *Nature Climate Change*, 7(4), 283–288. <https://doi.org/10.1038/nclimate3255>

- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71–111. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- Beltrame, F., Previtali, D., & Sclip, A. (2022). Systematic risk and banks leverage: The role of asset quality. *Finance Research Letters*, 44, 102067. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102067>
- Bolton, P., Despres, M., Pereira da Silva, L. A., Samama, F., & Svartzman, R. (2020). *The green swan: Central banking and financial stability in the age of climate change*. Bank for International Settlements.
- Cunha, P., Pinto Borges, A., & Vieira, E. (2024). Predicting financial distress of European SMEs: A logistic regression approach. *Journal of Risk and Financial Management*, 17(1), 1–18. <https://doi.org/10.3390/jrfm17010001>
- Euronews. (2025, 28 novembre). *Crisi climatica: i cat bond convergono per il portafoglio?* <https://it.euronews.com/business/2025/11/28/crisi-climatica-i-cat-bond-convergono-per-il-portafoglio>
- European Banking Authority (EBA). (2021). *EBA report on management and supervision of ESG risks for credit institutions and investment firms* (EBA/REP/2021/18). <https://www.eba.europa.eu>
- European Central Bank (ECB). (2022). *Good practices for climate-related and environmental risk management: Observations from the 2022 thematic review*. ECB Banking Supervision. <https://www.bankingsupervision.europa.eu>
- European Central Bank & European Insurance and Occupational Pensions Authority. (2024). *Towards a European system for natural catastrophe risk management*. ECB & EIOPA.
- European Environment Agency. (2024a). *European climate risk assessment (EUCRA)*. Publications Office of the European Union. <https://www.eea.europa.eu/publications/european-climate-risk-assessment>
- European Environment Agency. (2024b). *Weather derivatives as risk management tool*. Climate-ADAPT. <https://climate-adapt.eea.europa.eu/it/metadata/adaptation-options/weather-derivatives-as-risk-management-tool>

European Environment Agency. (2025). *Economic losses from weather- and climate-related extremes in Europe*. <https://www.eea.europa.eu/en/analysis/indicators/economic-losses-from-climate-related>

European Insurance and Occupational Pensions Authority. (2022). *Application guidance on running climate change materiality assessment and using climate change scenarios in the ORSA* (EIOPA-BoS-22/329). EIOPA.

Gordini, N. (2014). A genetic algorithm approach for SMEs bankruptcy prediction: Empirical evidence from Italy. *Expert Systems with Applications*, 41(14), 6433–6445. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.04.026>

Gourdel, R., Monasterolo, I., Dunz, N., Mazzocchi, A., & Parisi, L. (2023). *The double materiality of climate physical and transition risks in the euro area* (ECB Working Paper No. 2665). European Central Bank.

Green Central Banking. (2025, 30 dicembre). *6 graphs that tell the climate finance story of 2025*. <https://greencentralbanking.com/2025/12/30/6-graphs-that-tell-the-climate-finance-story-of-2025/>

Grice, J. S., & Dugan, M. T. (2003). Re-estimations of the Zmijewski and Ohlson bankruptcy prediction models. *Advances in Accounting*, 20, 77–93. [https://doi.org/10.1016/S0882-6110\(03\)20004-3](https://doi.org/10.1016/S0882-6110(03)20004-3)

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis* (8th ed.). Cengage Learning.

Intergovernmental Panel on Climate Change. (2000). *Emissions scenarios: Summary for policymakers*. Cambridge University Press.

IPCC. (2022). *Climate change 2022: Impacts, adaptation and vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* (H.-O. Pörtner et al., Eds.). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781009325844>

IPCC. (2023). *Climate change 2023: Synthesis report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press.

Jones, S. (2017). Corporate bankruptcy prediction: A high dimensional analysis. *Review of Accounting Studies*, 22(3), 1366–1422. <https://doi.org/10.1007/s11142-017-9407-1>

Kotz, M., Levermann, A., & Wenz, L. (2024). The economic commitment of climate change. *Nature*, 628, 551–557. <https://doi.org/10.1038/s41586-024-07219-0>

Leggett, J., Pepper, W. J., & Swart, R. J. (1992). Emissions scenarios for the IPCC: An update. In *Climate change 1992: The supplementary report to the IPCC scientific assessment* (pp. 69–95). Intergovernmental Panel on Climate Change.

Luciani, F., & Roncalli, T. (2026). From transition to physical risk: Rethinking portfolio management. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5101008>

Mandel, A., Battiston, S., & Monasterolo, I. (2025). Mapping global financial risks under climate change. *Nature Climate Change*, 15(3), 329–334. <https://doi.org/10.1038/s41558-025-02244-x>

Milić, L., Rubtsov, A., & Xu, W. (2025). Portfolio choice in the presence of transition and physical risks with climate uncertainty. *SSRN Electronic Journal*.

MSCI ESG Research LLC. (2024). *ESG ratings methodology*. MSCI Inc.

Network for Greening the Financial System (NGFS). (2024). *Damage functions, NGFS scenarios, and the economic commitment of climate change: An explanatory note*. NGFS.

Nordhaus, W. D. (1992). *Rolling the "DICE": An optimal transition path for controlling greenhouse gases* (Cowles Foundation Discussion Paper No. 1019). Yale University.

Nordhaus, W. D., & Boyer, J. (2000). *Warming the world: Economic models of global warming*. MIT Press.

- 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>
- OMFIF. (2025, settembre). *Rethinking climate risk in financial modelling*. <https://www.omfif.org/2025/09/rethinking-climate-risk-in-financial-modelling/>
- Rising, J. A., Taylor, C., Ives, M. C., & Ward, R. E. T. (2022). Challenges and innovations in the economic evaluation of the risks of climate change. *Ecological Economics*, 197, 107437. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2022.107437>
- Roncalli, T. (2026). *Handbook of sustainable finance*. Université Paris-Saclay.
- Sautner, Z., van Lent, L., Vilkov, G., & Zhang, R. (2023). Firm-level climate change exposure. *The Journal of Finance*, 78(3), 1449–1498. <https://doi.org/10.1111/jofi.13219>
- Shaher, T. A., Kasawneh, O., & Salem, R. (2011). The major factors that affect banks' performance in Middle Eastern countries. *Journal of Money, Investment and Banking*, 20, 101–109.
- World Meteorological Organization. (2025, 3 novembre). *2025 set to be second or third warmest year on record, continuing exceptionally high warming trend*. <https://wmo.int/news/media-centre/2025-set-be-second-or-third-warmest-year-record-continuing-exceptionally-high-warming-trend>
- Wu, Y., Gaunt, C., & Gray, S. (2010). A comparison of alternative bankruptcy prediction models. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 6(1), 34–45. <https://doi.org/10.1016/j.jcae.2010.04.002>
- Zizi, Y., Oudgou, M., & El Moudden, A. (2021). Determinants and predictors of SMEs' financial failure: A logistic regression approach. *Risks*, 9(11), 1–21. <https://doi.org/10.3390/risks9110199>
- 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>

Barnett, B. J., & Mahul, O. (2007). Weather index insurance for agriculture and rural areas in lower-income countries. *American Journal of Agricultural Economics*, 89(5), 1241–1247. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8276.2007.01091.x>

Carney, M. (2015, 29 settembre). *Breaking the tragedy of the horizon – climate change and financial stability* [Discorso]. Bank of England; Financial Stability Board. <https://www.bankofengland.co.uk/speech/2015/breaking-the-tragedy-of-the-horizon-climate-change-and-financial-stability>

Clarke, D. J., & Dercon, S. (2016). *Dull disasters? How planning ahead will make a difference*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780198785576.001.0001>

Cummins, J. D., & Mahul, O. (2009). *Catastrophe risk financing in developing countries: Principles for public intervention*. World Bank.

European Financial Reporting Advisory Group. (2023). *European sustainability reporting standards (ESRS) – Set I* [Allegato I al Regolamento Delegato (UE) 2023/2772]. Commissione Europea. <https://www.efrag.org/en/sustainability-reporting/esrs/sector-agnostic/first-set-of-draft-esrs>

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/10.1111/j.1540-6261.1974.tb03058.x>

Monasterolo, I., Mahul, O., & Ranger, N. (2022). *Assessing financial risks from physical climate shock: A framework for scenario generation*. World Bank.

Nordhaus, W. D. (2017). Revisiting the social cost of carbon. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 114(7), 1518–1523. <https://doi.org/10.1073/pnas.1609244114>

Appendice A- Dati Copernicus: indicatori di rischio fisico climatico a livello NUTS2

La presente appendice riporta i dati climatici utilizzati per la costruzione della variabile di rischio fisico *PhysicalRisk* impiegata nell'analisi empirica del Capitolo 4. I dati sono estratti dal *European Climate Data Explorer (ECDE)* del Copernicus Climate Change Service (C3S), gestito dall'European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) per conto della Commissione Europea.

Per ciascuna delle 261 regioni NUTS2 appartenenti ai paesi del campione analizzato, sono stati estratti tre indicatori climatici, normalizzati e combinati in un indice composito *ClimateIndex₂* secondo la procedura descritta nel paragrafo 4.3.2 della tesi. La tabella A.1 riporta una sintesi per paese; la tabella A.2 riporta i valori dettagliati per ciascuna regione NUTS2.

A.1 Descrizione degli indicatori

A.1.1 Extreme Precipitation Days (EPD)

L'indicatore misura il numero medio annuo di giorni in cui le precipitazioni superano la soglia di estremo climatico definita per ciascuna regione. Valori più elevati indicano una maggiore frequenza di eventi pluviometrici intensi, associati a un rischio più alto di alluvioni, allagamenti e danni alle infrastrutture produttive. Nel campione analizzato, il valore medio è pari a 7,2 giorni/anno, con un minimo di 1,9 (alcune regioni dell'Europa meridionale e mediterranea) e un massimo di 11,2 (alcune regioni dell'Europa centro-occidentale).

A.1.2 Meteorological Droughts Duration (MDD)

L'indicatore misura la durata media annua (in mesi) dei periodi classificati come siccità meteorologica, ovvero periodi in cui le precipitazioni risultano significativamente inferiori alla media storica di lungo periodo. Valori più elevati indicano una maggiore esposizione al rischio di stress idrico, con impatti

potenziali su agricoltura, produzione energetica e approvvigionamento idrico industriale. Nel campione analizzato, il valore medio è 2,0 mesi/anno, con un range da 1,5 a 2,4.

A.1.3 Mean Soil Moisture (MSM)

L'indicatore misura il contenuto medio di acqua nel suolo nel periodo 2011–2040. Poiché valori più bassi di umidità del suolo corrispondono a condizioni di maggiore aridità e a un rischio fisico più elevato (dissesto del terreno, stress delle colture, riduzione delle falde idriche), nella costruzione del ClimateIndex questa variabile è stata invertita: la normalizzazione è applicata come $MSM_{norm} = 1 - (MSM - MSM_{min}) / (MSM_{max} - MSM_{min})$, in modo che valori più elevati del componente normalizzato corrispondano a un rischio più elevato. Il periodo di riferimento di tale indicatore è diverso dai due precedenti, questo a causa di indisponibilità dei dati nello strumento ECDE, ma allo stesso tempo ci consente di avere anche una prospettiva forward-looking all'interno dell'analisi.

A.2 Costruzione del ClimateIndex NUTS2

Ciascuno dei tre indicatori è stato normalizzato su scala [0,1] mediante la trasformazione min-max calcolata sull'intero insieme delle 340 regioni NUTS2 europee coperte da Copernicus. Il ClimateIndex composito è definito come la media aritmetica semplice dei tre componenti normalizzati:

$$ClimateIndex_NUTS2 = (EPD_norm + MDD_norm + MSM_norm_inv) / 3$$

Il ClimateIndex varia nell'intervallo [0,1], dove 0 indica assenza di rischio fisico e 1 indica massima esposizione. La media semplice attribuisce pari peso alle tre dimensioni di rischio (rischio da precipitazioni estreme, rischio da siccità, rischio da stress idrico del suolo), in coerenza con la struttura della matrice di materialità adottata nel Capitolo 1 della tesi, che non introduce gerarchie esplicite tra i rischi fisici considerati.

A.3 Sintesi per paese

La tabella A.1 riporta, per ciascun paese del campione, il numero di regioni NUTS2 incluse nell'analisi, i valori medi degli indicatori grezzi e le statistiche descrittive del ClimateIndex.

Paese	N NUTS 2	EPD medio (giorni)	MDD media (mesi)	MSM media (-)	ClimateIn dex medio	ClimateIn dex min	ClimateIn dex max
Austria	9	8.459	1.949	1.466	0.653	0.467	0.758
Belgio	11	7.983	2.187	2.329	0.67	0.523	0.779
Rep. Ceca	8	7.409	1.763	1.31	0.558	0.447	0.612
Germania	38	7.947	1.965	1.529	0.637	0.393	0.764
Danimarca	5	7.494	2.03	1.574	0.641	0.504	0.711
Estonia	1	7.507	1.894	1.114	0.62	0.62	0.62
Grecia	13	4.671	1.85	0.641	0.531	0.423	0.645
Spagna	18	5.288	1.963	0.677	0.592	0.506	0.643
Finlandia	5	7.033	1.651	1.152	0.513	0.45	0.601
Francia	22	7.251	2.016	1.067	0.657	0.503	0.786
Croazia	4	6.385	2.19	1.247	0.679	0.57	0.726
Irlanda	3	9.28	1.768	1.752	0.6	0.591	0.609
Italia	21	6.535	1.945	0.921	0.615	0.498	0.731
Lituania	2	7.469	1.721	1.036	0.561	0.549	0.573

Lussemburgo	1	8.139	2.28	1.327	0.769	0.769	0.769
Lettonia	1	7.526	1.89	0.987	0.627	0.627	0.627
Paesi Bassi	12	8.106	2.094	1.791	0.673	0.64	0.704
Polonia	17	7.268	1.803	1.033	0.583	0.517	0.634
Portogallo	7	4.392	2.025	0.87	0.571	0.499	0.637
Romania	8	6.35	2.024	1.005	0.632	0.589	0.705
Svezia	8	7.255	1.742	1.215	0.55	0.445	0.618
Slovenia	2	7.218	1.906	1.129	0.613	0.578	0.648
Slovacchia	4	6.891	1.925	1.079	0.611	0.55	0.657
Regno Unito	41	8.137	2.138	2.195	0.666	0.455	0.808

Tabella A.1: Statistiche descrittive del ClimateIndex per paese. Fonte: elaborazione propria su dati Copernicus/C3S (ECDE).

Il Lussemburgo e l'Estonia dispongono di una sola regione NUTS2 ciascuno, per cui il ClimateIndex coincide con il valore regionale unico. I paesi con maggiore variazione interna sono il Regno Unito (range 0,455–0,808), la Germania (0,393–0,764) e la Spagna (0,212–0,643), a conferma della rilevanza della granularità sub-nazionale per la misurazione del rischio fisico rispetto a un indicatore puramente nazionale.

A.4 Dati dettagliati per regione NUTS2

La tabella A.2 riporta, per ciascuna delle 261 regioni NUTS2 dei paesi del campione, i valori grezzi dei tre indicatori Copernicus, i valori normalizzati e il ClimateIndex composito. Le regioni sono ordinate per paese e, all'interno di ciascun paese, per codice NUTS2.

NUTS 2	Paese	EPD (giorni)	MDD (mesi)	MSM (-)	EPD norm.	MDD norm.	MSM norm. (inv.)	ClimateI ndex
AT11	Austria	6.355	2.138	1.082	0.48	0.673	0.853	0.669
AT12	Austria	7.368	2.065	1.178	0.588	0.594	0.836	0.673
AT13	Austria	6.367	1.917	3.142	0.481	0.433	0.487	0.467
AT21	Austria	8.374	1.691	1.164	0.696	0.19	0.839	0.575
AT22	Austria	8.763	1.863	1.223	0.737	0.375	0.828	0.647
AT31	Austria	8.905	1.99	1.29	0.753	0.513	0.817	0.694
AT32	Austria	10.045	1.82	1.282	0.874	0.328	0.818	0.673
AT33	Austria	10.056	1.945	1.253	0.876	0.464	0.823	0.721
AT34	Austria	9.901	2.117	1.58	0.859	0.65	0.765	0.758
BE10	Belgio	7.659	2.225	4.851	0.619	0.767	0.184	0.523
BE21	Belgio	7.764	2.267	2.618	0.631	0.812	0.581	0.675
BE22	Belgio	8.015	2.15	2.197	0.657	0.686	0.655	0.666
BE23	Belgio	7.641	2.205	2.359	0.617	0.745	0.627	0.663
BE24	Belgio	7.761	2.306	2.823	0.63	0.854	0.544	0.676
BE25	Belgio	7.606	2.131	1.781	0.614	0.665	0.729	0.669
BE31	Belgio	7.96	2.222	2.256	0.652	0.764	0.645	0.687
BE32	Belgio	7.812	2.095	2.026	0.636	0.626	0.686	0.649
BE33	Belgio	8.727	2.066	1.901	0.734	0.595	0.708	0.679

BE34	Belgio	8.483	2.262	1.253	0.707	0.807	0.823	0.779
BE35	Belgio	8.386	2.123	1.549	0.697	0.656	0.77	0.708
CZ01	Rep. Ceca	6.827	1.7	2.447	0.53	0.199	0.611	0.447
CZ02	Rep. Ceca	7.125	1.637	1.055	0.562	0.131	0.858	0.517
CZ03	Rep. Ceca	7.757	1.747	1.027	0.63	0.25	0.863	0.581
CZ04	Rep. Ceca	7.61	1.693	1.247	0.614	0.191	0.824	0.543
CZ05	Rep. Ceca	7.763	1.749	1.191	0.631	0.252	0.834	0.572
CZ06	Rep. Ceca	6.854	1.848	0.98	0.533	0.359	0.871	0.588
CZ07	Rep. Ceca	7.441	1.852	1.123	0.596	0.363	0.846	0.602
CZ08	Rep. Ceca	7.897	1.881	1.406	0.645	0.395	0.796	0.612
DE11	Germania	8.065	2.157	1.379	0.663	0.694	0.801	0.719
DE12	Germania	8.146	2.194	1.544	0.671	0.733	0.771	0.725
DE13	Germania	8.571	1.916	1.428	0.717	0.433	0.792	0.647
DE14	Germania	8.567	2.13	1.364	0.716	0.664	0.803	0.728
DE21	Germania	8.774	1.893	1.442	0.739	0.408	0.789	0.645
DE22	Germania	8.076	1.873	1.105	0.664	0.386	0.849	0.633
DE23	Germania	7.918	1.949	1.084	0.647	0.468	0.853	0.656
DE24	Germania	8.046	2.082	1.151	0.661	0.612	0.841	0.705
DE25	Germania	7.806	2.155	1.185	0.635	0.691	0.835	0.72
DE26	Germania	7.821	2.041	1.087	0.637	0.568	0.853	0.686
DE27	Germania	8.699	2.102	1.329	0.731	0.634	0.809	0.725

DE30	Germania	6.872	1.745	3.647	0.535	0.247	0.398	0.393
DE40	Germania	6.99	1.887	1.071	0.548	0.401	0.855	0.601
DE50	Germania	7.942	1.586	2.961	0.65	0.075	0.52	0.415
DE60	Germania	8.054	1.942	3.911	0.662	0.461	0.351	0.491
DE71	Germania	7.661	2.078	1.482	0.62	0.608	0.782	0.67
DE72	Germania	7.826	2.008	1.246	0.637	0.532	0.824	0.665
DE73	Germania	8.059	1.951	1.146	0.662	0.47	0.842	0.658
DE80	Germania	7.267	1.906	1.014	0.578	0.422	0.865	0.622
DE91	Germania	7.891	1.752	1.25	0.644	0.255	0.824	0.574
DE92	Germania	7.92	1.838	1.322	0.647	0.348	0.811	0.602
DE93	Germania	7.747	1.79	1.256	0.629	0.296	0.822	0.582
DE94	Germania	8.154	1.796	1.33	0.672	0.303	0.809	0.595
DEA1	Germania	8.113	2.06	2.444	0.668	0.588	0.611	0.622
DEA2	Germania	8.498	2.089	1.923	0.709	0.62	0.704	0.678
DEA3	Germania	8.128	2.001	1.601	0.67	0.525	0.761	0.652
DEA4	Germania	8.278	1.986	1.416	0.686	0.508	0.794	0.662
DEA5	Germania	8.814	2.077	1.84	0.743	0.607	0.719	0.69
DEB1	Germania	7.985	2.145	1.238	0.654	0.681	0.826	0.72
DEB2	Germania	8.066	2.238	1.114	0.663	0.781	0.848	0.764
DEB3	Germania	7.45	2.203	1.316	0.597	0.743	0.812	0.717
DEC0	Germania	7.854	2.249	1.699	0.64	0.793	0.744	0.726

DED2	Germania	7.75	1.755	1.345	0.629	0.258	0.807	0.565
DED4	Germania	8.175	1.676	1.438	0.675	0.173	0.79	0.546
DED5	Germania	7.216	1.81	1.306	0.572	0.318	0.814	0.568
DEE0	Germania	7.136	1.791	1.065	0.563	0.298	0.856	0.573
DEF0	Germania	7.876	1.978	1.458	0.643	0.5	0.787	0.643
DEG0	Germania	7.784	1.85	1.164	0.633	0.361	0.839	0.611
DK01	Danimarca	7.258	1.865	2.736	0.576	0.377	0.56	0.504
DK02	Danimarca	7.253	1.893	1.271	0.576	0.407	0.82	0.601
DK03	Danimarca	7.788	2.151	1.316	0.633	0.687	0.812	0.711
DK04	Danimarca	7.646	2.163	1.314	0.618	0.7	0.812	0.71
DK05	Danimarca	7.524	2.081	1.232	0.605	0.611	0.827	0.681
EE00	Estonia	7.507	1.894	1.114	0.603	0.409	0.848	0.62
EL30	Grecia	3.187	1.859	0.945	0.141	0.371	0.878	0.463
EL41	Grecia	3.555	1.914	0.569	0.181	0.431	0.945	0.519
EL42	Grecia	3.175	1.675	0.495	0.14	0.171	0.958	0.423
EL43	Grecia	3.557	1.918	0.509	0.181	0.435	0.955	0.524
EL51	Grecia	5.153	2.117	0.64	0.352	0.651	0.932	0.645
EL52	Grecia	5.183	1.979	0.604	0.355	0.501	0.938	0.598
EL53	Grecia	5.649	2.012	0.74	0.405	0.536	0.914	0.618
EL54	Grecia	6.125	1.866	0.724	0.455	0.379	0.917	0.584
EL61	Grecia	5.183	1.808	0.583	0.355	0.316	0.942	0.538

EL62	Grecia	5.006	1.778	0.681	0.336	0.283	0.925	0.514
EL63	Grecia	5.724	1.673	0.629	0.413	0.169	0.934	0.505
EL64	Grecia	4.923	1.82	0.598	0.327	0.328	0.939	0.532
EL65	Grecia	4.308	1.629	0.619	0.261	0.122	0.936	0.44
ES11	Spagna	7.412	1.892	0.887	0.593	0.406	0.888	0.629
ES12	Spagna	8.84	1.669	0.944	0.746	0.165	0.878	0.596
ES13	Spagna	8.564	1.708	0.96	0.716	0.207	0.875	0.6
ES21	Spagna	8.137	1.655	0.921	0.67	0.15	0.882	0.568
ES22	Spagna	6.704	1.871	0.679	0.517	0.384	0.925	0.609
ES23	Spagna	6.447	1.833	0.604	0.49	0.342	0.938	0.59
ES24	Spagna	5.027	2.1	0.485	0.338	0.632	0.959	0.643
ES30	Spagna	4.454	2.118	0.869	0.277	0.652	0.891	0.607
ES41	Spagna	5.697	2.049	0.612	0.41	0.577	0.937	0.641
ES42	Spagna	4.22	2.056	0.435	0.252	0.585	0.968	0.602
ES43	Spagna	3.985	2.144	0.484	0.227	0.679	0.96	0.622
ES51	Spagna	5.199	2.005	0.691	0.357	0.529	0.923	0.603
ES52	Spagna	3.688	2.042	0.432	0.195	0.569	0.969	0.578
ES53	Spagna	3.455	2.186	0.571	0.17	0.724	0.944	0.613
ES61	Spagna	3.601	1.995	0.44	0.186	0.518	0.967	0.557
ES62	Spagna	2.972	1.927	0.257	0.118	0.445	1.0	0.521
ES63	Spagna	3.911	2.089	1.02	0.219	0.62	0.864	0.568

ES64	Spagna	2.867	2.0	0.896	0.107	0.523	0.886	0.506
FI19	Finlandia	7.06	1.647	1.087	0.555	0.141	0.853	0.516
FI1B	Finlandia	7.085	1.516	1.433	0.558	0.0	0.791	0.45
FI1C	Finlandia	7.146	1.647	1.082	0.565	0.141	0.853	0.52
FI1D	Finlandia	7.407	1.864	1.18	0.592	0.376	0.836	0.601
FI20	Finlandia	6.467	1.582	0.98	0.492	0.071	0.872	0.478
FR10	Francia	6.941	2.266	1.627	0.543	0.811	0.757	0.704
FRB0	Francia	6.913	1.995	0.868	0.54	0.518	0.891	0.65
FRC1	Francia	7.607	1.931	0.966	0.614	0.449	0.874	0.646
FRC2	Francia	8.476	1.738	1.232	0.707	0.24	0.827	0.591
FRD1	Francia	7.636	2.277	1.0	0.617	0.823	0.868	0.769
FRD2	Francia	7.572	2.193	1.144	0.61	0.732	0.842	0.728
FRE1	Francia	7.612	2.207	1.528	0.614	0.748	0.774	0.712
FRE2	Francia	7.385	2.271	1.075	0.59	0.817	0.855	0.754
FRF1	Francia	8.313	2.082	1.372	0.689	0.612	0.802	0.701
FRF2	Francia	7.739	2.303	0.942	0.628	0.852	0.878	0.786
FRF3	Francia	8.024	2.257	1.165	0.658	0.801	0.839	0.766
FRG0	Francia	6.628	2.015	0.998	0.509	0.54	0.868	0.639
FRH0	Francia	7.42	2.214	1.105	0.594	0.755	0.849	0.733
FRI1	Francia	7.235	1.784	0.945	0.574	0.29	0.878	0.581
FRI2	Francia	7.836	2.057	0.947	0.638	0.585	0.877	0.7

FR13	Francia	6.736	1.928	0.888	0.521	0.446	0.888	0.618
FRJ1	Francia	6.007	1.7	0.869	0.443	0.199	0.891	0.511
FRJ2	Francia	7.455	1.744	0.835	0.598	0.247	0.897	0.581
FRK1	Francia	7.777	1.978	0.962	0.632	0.5	0.875	0.669
FRK2	Francia	7.543	1.858	1.213	0.607	0.37	0.83	0.603
FRL0	Francia	5.516	1.757	1.055	0.39	0.261	0.858	0.503
FRM0	Francia	5.144	1.789	0.74	0.351	0.295	0.914	0.52
HR02	Croazia	6.49	2.257	0.914	0.494	0.802	0.883	0.726
HR03	Croazia	6.417	1.843	0.993	0.487	0.353	0.869	0.57
HR05	Croazia	6.373	2.393	2.087	0.482	0.949	0.675	0.702
HR06	Croazia	6.261	2.268	0.996	0.47	0.814	0.869	0.717
IE04	Irlanda	10.296	1.748	2.234	0.901	0.25	0.649	0.6
IE05	Irlanda	8.99	1.785	1.523	0.762	0.291	0.775	0.609
IE06	Irlanda	8.555	1.772	1.499	0.715	0.277	0.779	0.591
ITC1	Italia	7.563	1.974	0.999	0.609	0.495	0.868	0.657
ITC2	Italia	9.17	1.883	1.104	0.781	0.397	0.849	0.676
ITC3	Italia	6.519	1.995	1.032	0.498	0.518	0.862	0.626
ITC4	Italia	6.971	1.898	1.328	0.546	0.413	0.81	0.589
ITF1	Italia	6.639	2.237	0.809	0.51	0.78	0.902	0.731
ITF2	Italia	6.184	2.031	0.641	0.462	0.557	0.932	0.65
ITF3	Italia	6.161	2.049	0.88	0.459	0.577	0.889	0.642

ITF4	Italia	4.829	2.037	0.638	0.317	0.564	0.932	0.604
ITF5	Italia	5.386	1.954	0.625	0.377	0.474	0.935	0.595
ITF6	Italia	5.654	1.843	0.754	0.405	0.353	0.912	0.557
ITG1	Italia	4.59	1.768	0.651	0.291	0.273	0.93	0.498
ITG2	Italia	4.387	1.942	0.602	0.27	0.461	0.939	0.556
ITH1	Italia	8.9	1.847	1.102	0.752	0.358	0.85	0.653
ITH2	Italia	8.439	1.768	1.147	0.703	0.272	0.842	0.606
ITH3	Italia	7.203	1.824	1.22	0.571	0.333	0.829	0.577
ITH4	Italia	7.837	1.764	1.311	0.638	0.268	0.813	0.573
ITH5	Italia	6.121	2.023	0.936	0.455	0.548	0.879	0.627
ITI1	Italia	5.96	1.92	0.946	0.438	0.437	0.878	0.584
ITI2	Italia	6.358	1.98	0.882	0.48	0.502	0.889	0.624
ITI3	Italia	6.233	2.081	0.846	0.467	0.611	0.895	0.658
ITI4	Italia	6.13	2.026	0.894	0.456	0.552	0.887	0.632
LT01	Lituania	7.538	1.684	1.046	0.606	0.181	0.86	0.549
LT02	Lituania	7.4	1.759	1.026	0.592	0.263	0.863	0.573
LU00	Lussemburgo	8.139	2.28	1.327	0.671	0.827	0.81	0.769
LV00	Lettonia	7.526	1.89	0.987	0.605	0.405	0.87	0.627
NL11	Paesi Bassi	8.274	1.965	1.47	0.685	0.485	0.785	0.652
NL12	Paesi Bassi	8.456	2.008	1.481	0.705	0.532	0.783	0.673

NL13	Paesi Bassi	8.025	2.067	1.418	0.659	0.596	0.794	0.683
NL21	Paesi Bassi	8.047	2.098	1.504	0.661	0.63	0.778	0.69
NL22	Paesi Bassi	7.962	2.098	1.682	0.652	0.63	0.747	0.676
NL23	Paesi Bassi	8.284	2.082	1.309	0.686	0.613	0.813	0.704
NL32	Paesi Bassi	8.427	2.15	2.602	0.701	0.686	0.583	0.657
NL34	Paesi Bassi	7.86	2.139	1.562	0.641	0.674	0.768	0.694
NL35	Paesi Bassi	8.033	2.122	2.154	0.659	0.656	0.663	0.659
NL36	Paesi Bassi	8.14	2.198	2.665	0.671	0.738	0.572	0.66
NL41	Paesi Bassi	7.838	2.169	1.812	0.638	0.707	0.724	0.69
NL42	Paesi Bassi	7.929	2.026	1.837	0.648	0.551	0.719	0.64
PL21	Polonia	8.145	1.584	1.217	0.671	0.074	0.83	0.525
PL22	Polonia	7.853	1.849	1.56	0.64	0.361	0.768	0.59
PL41	Polonia	6.792	1.868	0.892	0.527	0.381	0.887	0.598
PL42	Polonia	7.328	1.727	0.913	0.584	0.228	0.883	0.565
PL43	Polonia	6.94	1.628	0.897	0.543	0.121	0.886	0.517
PL51	Polonia	7.489	1.894	1.083	0.601	0.409	0.853	0.621
PL52	Polonia	7.321	1.938	1.032	0.583	0.457	0.862	0.634
PL61	Polonia	6.791	1.942	0.858	0.527	0.461	0.893	0.627
PL62	Polonia	7.292	1.823	0.874	0.58	0.332	0.89	0.601
PL63	Polonia	7.418	1.674	1.004	0.594	0.171	0.867	0.544
PL71	Polonia	7.03	1.902	1.007	0.552	0.418	0.867	0.612

PL72	Polonia	7.162	1.794	1.031	0.566	0.3	0.863	0.576
PL81	Polonia	7.105	1.854	0.962	0.56	0.366	0.875	0.6
PL82	Polonia	7.881	1.816	1.085	0.643	0.324	0.853	0.607
PL84	Polonia	7.086	1.712	0.911	0.558	0.212	0.884	0.551
PL91	Polonia	6.979	1.852	1.356	0.547	0.363	0.805	0.571
PL92	Polonia	6.943	1.788	0.883	0.543	0.294	0.889	0.575
PT11	Portogallo	5.767	2.01	0.893	0.417	0.535	0.887	0.613
PT15	Portogallo	3.295	1.877	0.518	0.153	0.39	0.954	0.499
PT19	Portogallo	5.147	1.851	0.804	0.351	0.363	0.903	0.539
PT1A	Portogallo	4.344	2.117	1.516	0.265	0.65	0.776	0.564
PT1B	Portogallo	3.946	2.3	1.156	0.223	0.848	0.84	0.637
PT1C	Portogallo	3.772	1.995	0.483	0.204	0.518	0.96	0.561
PT1D	Portogallo	4.47	2.025	0.718	0.279	0.55	0.918	0.582
RO11	Romania	7.611	2.111	1.069	0.614	0.643	0.856	0.705
RO12	Romania	7.661	1.881	1.032	0.62	0.395	0.862	0.625
RO21	Romania	6.397	1.924	1.085	0.485	0.441	0.853	0.593
RO22	Romania	4.959	2.056	0.779	0.331	0.584	0.907	0.607
RO31	Romania	5.727	2.11	0.901	0.413	0.643	0.885	0.647
RO32	Romania	5.152	2.072	1.3	0.352	0.601	0.815	0.589
RO41	Romania	6.213	1.991	0.928	0.465	0.514	0.881	0.62
RO42	Romania	7.077	2.051	0.944	0.557	0.579	0.878	0.671

SE11	Svezia	6.509	1.581	1.563	0.497	0.07	0.768	0.445
SE12	Svezia	6.711	1.702	1.016	0.518	0.202	0.865	0.528
SE21	Svezia	7.103	1.646	1.03	0.56	0.14	0.863	0.521
SE22	Svezia	7.338	1.734	1.211	0.585	0.236	0.83	0.55
SE23	Svezia	7.672	1.894	1.249	0.621	0.409	0.824	0.618
SE31	Svezia	7.175	1.699	1.149	0.568	0.198	0.841	0.536
SE32	Svezia	7.84	1.813	1.21	0.639	0.321	0.831	0.597
SE33	Svezia	7.694	1.864	1.29	0.623	0.376	0.816	0.605
SI03	Slovenia	7.028	2.012	1.063	0.552	0.536	0.857	0.648
SI04	Slovenia	7.409	1.8	1.196	0.593	0.307	0.833	0.578
SK01	Slovacchia	6.05	2.139	1.133	0.447	0.674	0.844	0.655
SK02	Slovacchia	6.508	2.078	1.014	0.496	0.608	0.865	0.657
SK03	Slovacchia	7.591	1.777	1.076	0.612	0.283	0.855	0.583
SK04	Slovacchia	7.415	1.706	1.092	0.593	0.205	0.852	0.55
UKC1	Regno Unito	8.453	1.774	2.013	0.704	0.278	0.688	0.557
UKC2	Regno Unito	8.598	1.646	1.621	0.72	0.141	0.758	0.539
UKD 1	Regno Unito	9.912	1.843	1.499	0.86	0.353	0.779	0.664
UKD 3	Regno Unito	9.249	2.366	4.072	0.789	0.92	0.322	0.677
UKD 4	Regno Unito	9.777	2.282	2.093	0.846	0.829	0.674	0.783

UKD 6	Regno Unito	8.622	2.279	2.17	0.722	0.826	0.66	0.736
UKD 7	Regno Unito	9.279	2.089	4.166	0.793	0.62	0.306	0.573
UKE1	Regno Unito	7.487	1.839	1.249	0.601	0.349	0.824	0.591
UKE2	Regno Unito	8.366	2.014	1.333	0.695	0.538	0.809	0.681
UKE3	Regno Unito	7.66	2.312	2.275	0.619	0.861	0.642	0.707
UKE4	Regno Unito	8.429	2.344	2.723	0.702	0.896	0.562	0.72
UKF1	Regno Unito	7.665	2.409	1.811	0.62	0.967	0.724	0.77
UKF2	Regno Unito	7.126	2.406	1.414	0.562	0.962	0.795	0.773
UKF3	Regno Unito	7.181	1.993	1.001	0.568	0.516	0.868	0.651
UKG 1	Regno Unito	7.347	2.288	1.381	0.586	0.835	0.8	0.74
UKG 2	Regno Unito	7.977	2.43	1.479	0.653	0.988	0.783	0.808
UKG 3	Regno Unito	7.423	2.319	3.918	0.594	0.868	0.35	0.604
UKH 1	Regno Unito	7.205	2.253	1.091	0.571	0.797	0.852	0.74
UKH 2	Regno Unito	6.909	2.228	1.734	0.539	0.771	0.738	0.683
UKH 3	Regno Unito	6.938	2.251	1.369	0.542	0.795	0.802	0.713
UKI3	Regno Unito	6.717	2.383	5.784	0.519	0.938	0.018	0.492

UKI4	Regno Unito	6.717	2.383	5.887	0.519	0.938	0.0	0.486
UKI5	Regno Unito	6.766	2.261	3.608	0.524	0.806	0.405	0.578
UKI6	Regno Unito	6.774	2.44	4.636	0.525	1.0	0.222	0.582
UKI7	Regno Unito	6.811	2.133	4.933	0.529	0.668	0.169	0.455
UKJ1	Regno Unito	7.038	2.286	1.579	0.553	0.833	0.765	0.717
UKJ2	Regno Unito	7.054	2.313	1.953	0.555	0.862	0.699	0.705
UKJ3	Regno Unito	7.134	2.3	1.577	0.563	0.848	0.766	0.726
UKJ4	Regno Unito	7.078	2.326	1.506	0.557	0.877	0.778	0.737
UKK 1	Regno Unito	7.29	2.185	1.347	0.58	0.724	0.806	0.703
UKK 2	Regno Unito	7.601	2.188	1.267	0.613	0.727	0.82	0.72
UKK 3	Regno Unito	8.685	2.098	1.195	0.729	0.63	0.833	0.731
UKK 4	Regno Unito	8.236	2.207	1.265	0.681	0.748	0.821	0.75
UKL1	Regno Unito	9.594	1.916	1.538	0.826	0.432	0.772	0.677
UKL2	Regno Unito	8.665	2.2	1.432	0.727	0.74	0.791	0.753
UKM 5	Regno Unito	9.269	1.885	1.128	0.791	0.399	0.845	0.679
UKM 6	Regno Unito	11.22	2.024	1.762	1.0	0.55	0.733	0.761

UKM 7	Regno Unito	9.556	1.754	1.432	0.822	0.257	0.791	0.623
UKM 8	Regno Unito	10.268	1.75	2.922	0.898	0.253	0.527	0.559
UKM 9	Regno Unito	9.763	1.632	1.351	0.844	0.125	0.806	0.592
UKN 0	Regno Unito	9.77	1.609	1.477	0.845	0.101	0.783	0.576

Tabella A.2: Indicatori climatici Copernicus e ClimateIndex per regione NUTS2. EPD = Extreme Precipitation Days (giorni/anno, 1991–2020); MDD = Meteorological Droughts Duration (mesi/anno, 1991–2020); MSM = Mean Soil Moisture (adim., 2011–2040, invertita nella normalizzazione). Fonte: elaborazione propria su dati Copernicus/C3S (ECDE), scenario RCP4.5.