



**UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE
FACOLTÀ DI ECONOMIA “GIORGIO FUÀ”**

Corso di Laurea Magistrale in Scienze Economiche e Finanziarie

Curriculum Analista Finanziario

**DISTRIBUZIONE DEL RISCHIO FINANZIARIO
NELL'UNIONE EUROPEA: ANALISI
COMPARATIVA MEDIANTE CATENE DI
MARKOV ED ENTROPIA DI THEIL**

**FINANCIAL RISK DISTRIBUTION IN THE
EUROPEAN UNION: A COMPARATIVE
ANALYSIS USING MARKOV CHAINS AND THEIL
ENTROPY**

Relatore: Chiar.mo

Prof. Riccardo De Blasis

Tesi di Laurea di:

Alan Geminiani

Anno Accademico 2025 – 2026

INDICE

1. INTRODUZIONE.....	5
2. REVISIONE DELLA LETTERATURA.....	9
2.1 IL RISCHIO SOVRANO E LE DINAMICHE DELLO SPREAD NELL'EUROZONA.....	9
2.2 AGENZIE DI RATING E MIGRAZIONE DEL RISCHIO DI CREDITO	12
2.3 I MODELLI CREDITIZI MARKOVIANI A TEMPO DISCRETO	13
2.4 LE FRONTIERE DELLA FINANZA ENTROPICA E L'INDICE DI THEIL	15
3. METODOLOGIA	18
3.1 MATRICI DI TRANSIZIONE: LE CATENE DI MARKOV	18
3.2 ENTROPIA STORICA DI THEIL.....	21
3.3 PREVISIONE DELL'ENTROPIA DINAMICA DI THEIL.....	23
3.4 SIMULAZIONE MONTE CARLO	26
4. DATI E STATISTICHE DESCRITTIVE	31
4.1 DATA SET DEI CREDIT RATING	31
4.2 DATA SET DEI TASSI DI INTERESSE E SPREAD	33
4.3 ANALISI DELLE FREQUENZE DEI RATING.....	35
4.4 COEFFICIENTI DI VARIAZIONE.....	38
5. RISULTATI E DISCUSSIONE	41
5.1 MATRICI DI TRANSIZIONE STIMATE.....	42
5.2 ANALISI DELL'EVOLUZIONE STORICA DELL'INEGUAGLIANZA	48

5.3 BIENNIO 2024-2025: IL VALORE AGGIUNTO DELL'INDICE DI THEIL	51
5.4 PROIEZIONE DELL'INDICE DI THEIL (2026-2028): METODO MONTE CARLO	54
5.5 ANALISI COMPARATA: IL CONFRONTO DELLE AGENZIE DI RATING	58
5.6 LIMITI DELLO STUDIO	60
6. CONCLUSIONI	64
7. BIBLIOGRAFIA, RIFERIMENTI E SITOGRAFIA.....	69

1. INTRODUZIONE

L'integrazione dei mercati finanziari in Europa ha sempre vissuto un'altalena di momenti di stabilità e improvvise crisi. Quando è nata la moneta unica, si pensava che il rischio finanziario si sarebbe livellato e che i paesi dell'Unione sarebbero diventati presto simili. Le crisi degli ultimi decenni, però, hanno mostrato che l'unione tra i mercati europei era parziale, fragile e ancora instabile. Oggi, capire come si muove e come si distribuisce questo rischio è diventato un compito cruciale per comprendere la tenuta dell'Eurozona.

Di fronte ai movimenti complessi dei mercati, l'approccio più comune è quello di affidarsi a statistiche descrittive e modelli lineari per calcolare la stabilità dei titoli di Stato. Queste metriche mantengono intatto il loro valore informativo e descrittivo quotidiano; tuttavia, rischiano di offrire una fotografia parziale quando si cerca di analizzare la struttura profonda del sistema. Esse, infatti, tendono a presupporre che i mercati si muovano secondo dinamiche lineari, faticando a intercettare quelle forze asimmetriche capaci di concentrare il rischio in modo silenzioso sotto una superficie di apparente calma.

Partendo da queste premesse, il presente lavoro si pone una specifica domanda di ricerca: accanto all'analisi ed evoluzione dei dati come lo spread ed i credit rating, in che modo lo studio dell'entropia può offrire una chiave di lettura diversa per

segnalare le spaccature strutturali nell'Eurozona, specie quando la calma apparente dei prezzi sembra nascondere una polarizzazione del rischio?

Per rispondere a questo interrogativo, questa tesi, seguendo lo studio di D'AMICO G. et al. (2018), propone un punto di vista differente, affiancando alle metriche classiche un modello basato sul concetto di "entropia", una misura del disordine e della dispersione presa in prestito dalla fisica e dalla teoria dell'informazione. Questo impianto combina due strumenti: le Catene di Markov (per stimare le probabilità che un paese cambi classe di rating) e l'Indice di Theil (derivato dall'Entropia di Shannon). L'obiettivo non è sostituire i metodi di statistica descrittiva, ma arricchirli: il modello non si limita a calcolare la distanza numerica assoluta tra i paesi, ma esplora come la quota di rischio relativo si distribuisca e si frammenti all'interno del sistema economico europeo.

Il principale contributo di questa ricerca sta nell'offrire una prospettiva diversa attraverso la mappatura della cosiddetta "frammentazione silente". Inoltre, lo studio estende il framework proiettando l'evoluzione dei mercati a 36 mesi, mettendo a confronto i diversi criteri di valutazione delle tre principali agenzie di rating: S&P, Moody's e Fitch.

Nei mercati europei questa incertezza è alimentata anche dai cosiddetti *animal spirits*, gli "spiriti animali" teorizzati da Keynes (Keynes, J.M., in *The General*

Theory of Employment, Interest and Money, 1936), quell'insieme di impulsi, paure e psicologie collettive che spingono gli investitori ad agire al di là del puro calcolo matematico. Proprio per l'influenza di queste spinte emotive, il futuro dell'Eurozona non è un sentiero deterministico. L'approccio probabilistico utilizzato in questa tesi permette però di interpretare questa incertezza, offrendo una bussola concettuale integrativa per orientare le politiche di coesione in un'Europa strutturalmente eterogenea.

Per sviluppare questo percorso, il lavoro è strutturato in sei parti:

- Il Capitolo 2 (Revisione della letteratura), esamina la letteratura esistente per costruire le basi teoriche del lavoro. Al suo interno vengono spiegati i concetti di rischio sovrano e di diffusione dello spread nel mercato dei titoli di Stato. Successivamente, l'analisi si sposta sul ruolo delle agenzie di rating e sulle migrazioni del rischio di credito, mostrando come la finanza quantitativa utilizzi i modelli matematici di Markov e le misure di entropia per studiare le disuguaglianze e la frammentazione dei mercati.
- Il Capitolo 3 (Metodologia), definisce la matematica del modello, a livello teorico quindi, il funzionamento delle catene di Markov e delle matrici di transizione oltre a quelle dell'entropia storica e del modello predittivo oggetto di studio.

- Il Capitolo 4 (Dati ed analisi descrittive), descrive i dati storici raccolti, analizzando empiricamente la distribuzione dei rating ed i movimenti degli spread.
- Il Capitolo 5 (Risultati e discussione) presenta i risultati dell'analisi storica e le proiezioni stocastiche per il triennio 2026-2028, confrontando gli scenari delle diverse agenzie di rating e descrivendo i limiti del modello utilizzato.
- Il Capitolo 6 (Conclusioni), conclude lo studio, passando dai risultati, ad eventuali sviluppi futuri.

2. REVISIONE DELLA LETTERATURA

Il presente capitolo delinea il perimetro teorico della ricerca, strutturando i pilastri concettuali necessari a comprendere le dinamiche del rischio di credito e della frammentazione finanziaria nell'Unione Europea.

2.1 IL RISCHIO SOVRANO E LE DINAMICHE DELLO SPREAD NELL'EUROZONA

Il rischio sovrano definisce la probabilità che uno Stato non sia in grado o non voglia onorare i propri impegni finanziari, andando incontro a un default parziale o totale del debito pubblico, (REINHART C.M. e ROGOFF K.S., 2009). I titoli di Stato rappresentano la base su cui poggia il sistema finanziario di ogni Paese moderno: emetterli significa che un governo chiede denaro in prestito ai cittadini, alle banche o a investitori internazionali per finanziare le proprie attività quando le tasse raccolte non bastano a coprire le spese pubbliche, come scuole, sanità e pensioni.

L'accordo è semplice: chi compra il titolo (il creditore) consegna una somma allo Stato (il debitore), il quale si impegna a restituirla a una scadenza prestabilita, pagando nel frattempo degli interessi periodici chiamati “cedole”, (BANCA D'ITALIA, 2020).

All'interno dell'Unione Europea, il rischio sovrano assume connotati unici e strutturalmente complessi. Con la nascita dell'Eurozona, i singoli Stati membri hanno rinunciato alla propria sovranità monetaria (e quindi alla facoltà di stampare moneta o usare la banca centrale nazionale come prestatore di ultima istanza per azzerare il rischio di liquidità), pur mantenendo la piena e separata responsabilità delle proprie politiche di bilancio. Questa asimmetria istituzionale rende i debiti pubblici europei intrinsecamente vulnerabili agli umori del mercato: non esistendo un meccanismo di garanzia automatica e centralizzata del debito, gli investitori valutano la solvibilità di ciascun Paese in base ai suoi specifici fondamentali macroeconomici (come il rapporto debito/PIL o la crescita) e alla sua stabilità politica, (DE GRAUWE P. e JI Y., 2013).

Il mercato in cui si muovono questi strumenti si divide in due momenti:

- il mercato primario, dove lo Stato emette i titoli tramite aste;
- il mercato secondario, dove i titoli già in circolazione vengono scambiati quotidianamente tra gli operatori. In questo secondo mercato, i prezzi oscillano continuamente, riflettendo in tempo reale l'evoluzione del rischio sovrano percepito, (BANCA D'ITALIA, 2020).

Esiste una relazione inversa fondamentale tra il prezzo di un titolo e il suo rendimento (*yield*): se il mercato avverte un aumento del rischio sovrano di un

Paese, gli investitori cercheranno di venderne i titoli; l'eccesso di offerta farà crollare il prezzo sul mercato secondario e, di conseguenza, il rendimento salirà vertiginosamente, poiché chi acquista a forte sconto otterrà un guadagno proporzionalmente maggiore rispetto alla spesa iniziale, (ZUNINO L. et al., 2012). Il tasso di interesse richiesto a uno Stato diventa così la misura della sua affidabilità, spinto al rialzo dalle aspettative sull'inflazione, dalle mosse delle banche centrali e dal rischio di credito puro, (MISHKIN F.S. et al., 2007).

Per quantificare questa percezione del rischio sul mercato, l'Europa ha adottato lo spread, ovvero il differenziale che si calcola sottraendo il rendimento del titolo di Stato tedesco (*Bund*), considerato il benchmark privo di rischio per via della storica solidità della Germania, dal rendimento del titolo di un altro Paese, come il BTP italiano. Lo spread rappresenta il premio per il rischio aggiuntivo richiesto dal mercato per finanziare un governo meno solido di quello tedesco.

L'introduzione della moneta unica aveva inizialmente diffuso l'illusione di un "rischio uguale per tutti", schiacciando i tassi di tutti i paesi membri sugli stessi livelli. Questa apparenza si è frantumata con la crisi dei mutui *subprime* del 2008 e quella del debito sovrano del 2011, quando il mercato ha iniziato a prezzare violentemente il rischio sovrano dei singoli Stati, (DE GRAUWE P., 2019).

Da allora, uno spread in aumento evidenzia l'aggravarsi del rischio sovrano con effetti reali e immediati: costringe lo Stato a spendere più risorse pubbliche per

pagare gli interessi, drenando capitali ai servizi essenziali, e indebolisce i bilanci delle banche nazionali cariche di titoli di Stato, innescando strette creditizie su mutui e prestiti per famiglie e imprese, (ATTINASI M.G. et al., 2011).

2.2 AGENZIE DI RATING E MIGRAZIONE DEL RISCHIO DI CREDITO

Se lo spread misura la febbre del mercato in tempo reale, le agenzie di rating sono i medici che emettono una diagnosi strutturata sulla salute di uno Stato. Nel panorama finanziario globale questo ruolo è dominato dalle cosiddette "Big Three": Standard & Poor's, Moody's e Fitch, (CAPIZZI V., 2011).

Il loro compito è esprimere un voto sintetico (*rating*) sulla capacità di un governo di onorare i propri debiti, utilizzando scale alfanumeriche che per fini statistici vengono convertite in livelli numerici (ad esempio da 1 a 8, dove 1 indica la massima affidabilità AAA e 8 lo stato di insolvenza o default SD/D). La linea di demarcazione più critica all'interno di questa gerarchia divide il segmento *investment grade* (i titoli considerati sicuri, in cui i grandi fondi pensione e le assicurazioni sono obbligati a investire per legge) dal segmento *speculative grade*, noto anche come *high yield* o titoli "spazzatura", (SORKIN A.R., 2013).

Il rischio di credito non è immobile ma si sposta nel tempo, e il fenomeno che studia questi mutamenti prende il nome di *credit risk migration* (migrazione del rischio di credito). I passaggi da una classe di rating all'altra avvengono attraverso promozioni

(*upgrade*) o declassamenti (*downgrade*), (FUERTES A. e KALOTYCHOU E., 2007). L'importanza di queste migrazioni è meccanica: se un Paese europeo subisce un *downgrade* che lo spinge fuori dall'*investment grade*, si innescano vendite automatiche di massa da parte dei fondi internazionali vincolati dai propri statuti, provocando il crollo del prezzo dei titoli di Stato e una fiammata dello *spread*.

Le agenzie hanno quindi un potere enorme, capace di spostare miliardi e influenzare le politiche economiche nazionali, (LANDO D. e SKODEBERG T.M., 2002). Va tuttavia evidenziato che i loro giudizi non sono neutrali o infallibili; capita spesso che le agenzie abbiano opinioni discordanti sullo stesso Paese nello stesso momento, poiché utilizzano metodologie differenti che pesano in modo diverso i dati macroeconomici quantitativi rispetto a fattori qualitativi come la stabilità politica, (S&P GLOBAL RATINGS, 2019). Questa assenza di neutralità introduce ulteriore asimmetria e soggettività all'interno del sistema finanziario europeo.

2.3 I MODELLI CREDITIZI MARKOVIANI A TEMPO DISCRETO

Per studiare e prevedere i movimenti dei rating nel tempo, la finanza quantitativa non può affidarsi a modelli rigidi o lineari, ma ricorre ai cosiddetti *Markov credit models* (modelli creditizi markoviani). Lo strumento d'elezione è rappresentato dalle Catene di Markov a tempo discreto, ovvero modelli probabilistici che

descrivono l'evoluzione di un sistema che cambia stato per stadi sequenziali, ad esempio di mese in mese, (WEI J.Z., 2003).

La proprietà fondamentale di questi processi risiede nella totale "assenza di memoria": la probabilità che uno Stato sovrano cambi classe di rating domani dipende esclusivamente dalla classe in cui si trova oggi. Il modello azzera la storia passata, ignorando come il Paese sia arrivato in quella specifica posizione o quale fosse il suo rating dieci anni prima. La fotografia dell'istante attuale contiene già tutta l'informazione necessaria per calcolare il passo successivo, (BILLINGSLEY P., 1961).

Il comportamento di questo modello viene organizzato all'interno di una tabella quadrata chiamata matrice di transizione, in cui ogni riga rappresenta lo stato di partenza attuale e ogni colonna lo stato di arrivo possibile nel periodo successivo. In una normale matrice del credito, i valori percentuali più alti si concentrano sempre lungo la diagonale principale, riflettendo il fatto intuitivo che la probabilità più alta per uno Stato, nel breve periodo, è quella di mantenere lo stesso identico rating. I valori fuori dalla diagonale indicano invece le probabilità residue di subire un declassamento o una promozione. Poiché ogni riga racchiude l'intero spettro delle possibilità future, la somma dei suoi valori deve essere matematicamente pari al 100%. Moltiplicando la matrice per se stessa attraverso le regole dell'algebra

matriciale, il modello permette di proiettare queste probabilità nel lungo periodo, trasformando una semplice analisi descrittiva del passato in uno strumento stocastico previsionale volto a stimare la stabilità futura di un intero sistema di paesi membri, (JARROW R.A. et al., 1997).

È opportuno evidenziare che tale proiezione si basa strettamente sulle regole matematiche delle catene di Markov e sulle assunzioni teoriche che le governano. Di conseguenza, i risultati ottenuti non delineano una certezza assoluta o una previsione perfetta degli scenari futuri, bensì una stima puramente probabilistica, condizionata dai limiti metodologici intrinseci al modello stesso.

2.4 LE FRONTIERE DELLA FINANZA ENTROPICA E L'INDICE DI THEIL

L'analisi classica del rischio sovrano basata solo su spread e rating mostra un limite fondamentale: fornisce fotografie istantanee e parziali del mercato, senza mostrare come l'intero sistema europeo stia evolvendo. Per superare questa staticità, la ricerca recente ha introdotto le frontiere della *entropy finance* (finanza entropica), un filone che applica i modelli della fisica statistica allo studio dei mercati finanziari. (D'AMICO G. et al., 2012 - 2014).

Il framework teorico poggia sull'Entropia di Shannon, pilastro della teoria dell'informazione sviluppato nel 1948. Claude Shannon formalizzò la sua equazione per misurare l'incertezza e il disordine informativo mutuando

direttamente le leggi della meccanica statistica e della termodinamica ottocentesca di Boltzmann e Gibbs, nate per descrivere il caos e la diffusione delle particelle in un sistema fisico, (SHANNON C.E. e WEAVER W., 1949).

Nella finanza entropica, l'equazione viene riadattata per misurare non più il disordine termico di un gas, bensì il disordine informativo e la dispersione strutturale del rischio di credito, (ORMOS M. e ZIBRICZKY D., 2014).

Il legame operativo tra l'entropia e l'analisi economica si realizza attraverso l'Indice di Theil, (THEIL H., 1967). Nato originariamente per quantificare la disuguaglianza e la concentrazione del reddito all'interno di una popolazione, questo indice è stato applicato in modo innovativo al rischio finanziario nello studio di D'AMICO G. et al. (2018) per misurare quanto gli spread dei vari Paesi europei siano distanti tra loro in termini relativi. Un valore dell'indice pari a zero indica un'integrazione perfetta; un aumento segnala invece che il rischio si sta concentrando su alcuni Stati specifici, creando una spaccatura nel sistema. L'unione delle catene di Markov e dell'entropia di Theil genera il framework dell'entropia dinamica della popolazione, che verrà illustrato nel capitolo 3.

Il modello entropico quindi, calcola come la massa del rischio si redistribuisca internamente e permette di stimare l'entità della disuguaglianza attesa nel futuro. Si svela così il fenomeno della "frammentazione silente", ovvero scenari in cui la

deviazione standard cala (i prezzi sembrano vicini e stabili), ma l'indice di Theil sale, intercettando una polarizzazione invisibile del rischio profondo. L'indice di Theil si configura così come un indicatore sintetico complementare di coesione finanziaria, offrendo uno strumento analitico alternativo per monitorare la reale salute dell'Eurozona, (D'AMICO G. et al., 2018).

3. METODOLOGIA

Questo capitolo presenta gli strumenti matematici utilizzati per studiare e prevedere come si distribuisce il rischio finanziario, seguendo un percorso teorico ben preciso. Si parte dalle catene di Markov a tempo discreto, utilizzate per calcolare la probabilità che i giudizi sul merito creditizio cambino nel tempo e per costruire le relative matrici di transizione. Successivamente, viene introdotto l'indice di Theil, una metrica basata sulla finanza entropica che serve a misurare il livello di disordine e di disuguaglianza all'interno di un sistema finanziario.

Su queste basi si sviluppa il nucleo del capitolo: il modello dell'entropia dinamica della popolazione. Questo strumento permette di scomporre l'incertezza complessiva del sistema nelle sue componenti strutturali, distinguendo ciò che avviene all'interno dei singoli gruppi da ciò che avviene tra gruppi diversi. Il capitolo si chiude con la spiegazione in generale del metodo di simulazione Monte Carlo, impiegato per proiettare i processi stocastici nel lungo termine e stimare l'evoluzione futura di questa incertezza.

L'intero impianto punta a estendere i modelli classici di scomposizione del rischio, offrendo uno strumento alternativo di valutazione delle asimmetrie del mercato.

3.1 MATRICI DI TRANSIZIONE: LE CATENE DI MARKOV

L'impianto metodologico si fonda sulla teoria dei processi stocastici, strutture matematiche idonee a modellizzare l'evoluzione di una variabile aleatoria nel tempo

secondo leggi probabilistiche. All'interno di questa famiglia, lo strumento d'elezione per l'analisi della dinamica del merito creditizio è rappresentato dalle catene di Markov a tempo discreto.

Una catena di Markov è un processo stocastico che si muove all'interno di uno spazio degli stati finito o numerabile, in cui il tempo viene indicizzato in intervalli discreti, (LANDO D., 2004).

Il presupposto teorico cardine di tali processi è la proprietà di Markov, ovvero il principio di assenza di memoria. Secondo tale postulato, l'evoluzione futura del sistema dipende esclusivamente dallo stato attuale e non dalla sequenza di stati attraversata in passato, (FELLER W., 1968).

Per una successione di variabili aleatorie, in cui X rappresenta la variabile osservata e t indica l'indice temporale discreto, la proprietà di Markov viene espressa tramite l'equazione della probabilità condizionata:

$$P(X_{\{t+1\}} = j \mid X_t = i)$$

(1)

Nell'equazione, i rappresenta lo stato occupato dal sistema al tempo corrente t , j rappresenta lo stato di arrivo al tempo successivo $t + 1$. L'evento futuro,

condizionato alla conoscenza di tutta la storia pregressa, è stocasticamente equivalente all'evento condizionato al solo stato presente.

L'architettura operativa del modello viene sintetizzata attraverso la matrice delle probabilità di transizione. In questa configurazione, ogni riga descrive lo stato di partenza e ogni colonna rappresenta il potenziale stato di arrivo al passo successivo:

$$P = \begin{pmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & \cdots & p_{1,n} \\ p_{2,1} & p_{2,2} & \cdots & p_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n,1} & p_{n,2} & \cdots & p_{n,n} \end{pmatrix} \quad (2)$$

Per preservare la coerenza logico-matematica del modello, la somma degli elementi di ciascuna riga deve essere pari all'unità, e quindi pari alla probabilità del 100%, soddisfacendo la condizione:

$$\sum_{j=1}^n p_{i,j} = 1 \quad (3)$$

Le probabilità di transizione vengono stimate mediante il principio della massima verosimiglianza (MLE), calcolando la frequenza relativa dei passaggi osservati nell'orizzonte campionario.

Lo stimatore viene espresso dalla seguente equazione:

$$\hat{p}_{i,j} = \frac{\sum_{a=1}^N n_{i,j}^{(a)}(t)}{\sum_{a=1}^N n_i^{(a)}(t)} \quad (4)$$

dove $\hat{p}_{i,j}$ rappresenta la probabilità stimata di transizione dallo stato i allo stato j , il parametro n_{ij} indica il numero totale di transizioni osservate dallo stato i allo stato j al tempo t nel paese a , e la variabile n_i esprime il numero complessivo di visite o permanenze registrate nello stato di partenza i fino al tempo t nel paese a . Questo approccio permette di trattare il rating di un Paese come una variabile che evolve nel tempo seguendo leggi probabilistiche, (D'AMICO G. et al., 2018)

3.2 ENTROPIA STORICA DI THEIL

Al fine di valutare l'entropia storica, utilizziamo l'entropia di Theil, (THEIL H., 1967).

Per una data distribuzione di probabilità discreta $(p_1, p_2, \dots, p_n)$, l'entropia di Theil è definita come:

$$T = \sum_{i=1}^m p_i \cdot \log(mp_i) \quad (5)$$

T = Entropia di Theil. Dove $0 \leq T \leq \log(m)$. T sarà uguale a zero quando la distribuzione di probabilità è uniforme $\left(p_i = \frac{1}{m} \text{ per } i = 1, \dots, m\right)$ ed uguale a $\log(m)$ quando p è una distribuzione degenera che assegna probabilità 1 ad un singolo valore.

Nella nostra analisi, costruiamo la misura di probabilità della quota di punti base $(s_{x^1(t)}, \dots, s_{x^{27}(t)})$ pagata da ogni paese in base al rating osservato $x^a(t)$.

Questa quota è data da: $s_{x^a(t)} = \frac{r_{x^a(t)}(t)}{R(t)}$ (6)

$r_{x^a(t)}(t)$ = spread del credito pagato dal paese a al tempo t avendo ottenuto il rating $x^a(t)$ e $R(t)$ rappresenta il totale dei punti base pagati dagli N paesi al tempo t .

In altre parole, possiamo interpretare $R(t)$ come il rischio finanziario totale nell'UE e $s_{x^a(t)}$ come il modo in cui un paese contribuisce a tale rischio.

Indaghiamo quindi l'evoluzione passata della disparità stimando l'entropia di Theil delle quote dei paesi osservate nel periodo:

$$T(t) = \sum_{a=1}^N s_{x^a(t)} \cdot \log(N \cdot s_{x^a(t)}) \quad (7)$$

Il valore dell'entropia $T(t)$ varia da zero quando vi è una distribuzione equa del rischio, a $\log(N)$, quando vi è un'alta concentrazione.

Ciò è di fondamentale importanza per quanto riguarda le implicazioni finanziarie: un valore di $T(t)$ relativamente basso denota una situazione quasi stabile, in cui il rischio è equamente distribuito tra i paesi.

Al contrario, valori elevati di $T(t)$ indicano un crescente rischio di default concentrato in un numero limitato di paesi. (D'AMICO G. et al., 2018)

3.3 PREVISIONE DELL'ENTROPIA DINAMICA DI THEIL

L'obiettivo principale della nostra indagine è la valutazione della disparità futura nell'Unione Europea. Poiché i futuri cambiamenti di rating seguono un processo stocastico, l'entropia di Theil tradizionale non è in grado di catturare la casualità nell'evoluzione della disparità. Una soluzione è fornita dall'entropia dinamica della popolazione, che rappresenta un'estensione stocastica dell'entropia di Theil.

L'entropia dinamica della popolazione è il processo stocastico definito come:

$$DT(n(t); K) = \sum_{i=1}^k s_{C_i}(n(t)) \cdot TE(r_{C_i}; n_{C_i}(t)) + \sum_{i=1}^k s_{C_i}(n(t)) \cdot \log K s_{C_i}(n(t)) + \sum_{i=1}^k s_{C_i}(n(t)) \cdot \log \frac{N}{K \cdot n_{C_i}(t)} \quad (8)$$

$n(t)$ è un processo stocastico multivariato che descrive l'evoluzione della composizione delle classi di rating, dove n_{C_i} denota il numero di paesi a cui è assegnato il rating C_i al tempo t .

Il secondo addendo coincide esattamente con l'entropia dinamica di Theil proposta in D'AMICO G. et al. (2018): $s_{C_i}(n(t))$ è la quota di spread creditizio pagata dalla classe di rating i ed è data da:

$$s_{C_i}(n(t)) = r_{C_i}(n(t)) / \sum_{j=1}^k r_{C_j}(n(t)) \quad (9)$$

Dove $r_{C_i}(n(t)) = \mu_i \cdot n_{C_i}(t)$

(10)

μ_i è il valore medio della distribuzione dello spread creditizio per la classe di rating i il quale viene moltiplicato per il numero di paesi con la stessa assegnazione per ottenere lo spread $r_{C_i}(n(t))$ pagato da ciascuna categoria.

Successivamente, la quota di punti base pagata da ciascuna classe di rating, ovvero $s_{C_i}(n(t))$ si ottiene normalizzando $r_{C_i}(n(t))$ per il costo totale del debito che si suppone venga pagato dall'intero campione $\sum_{i=1}^k r_{C_i}(n(t))$ come mostrato nell'equazione 9.

L'equazione 8 prima descritta è quindi composta da tre addendi:

- Il primo rappresenta l'ineguaglianza intra-classe, rappresenta il fatto che paesi con lo stesso rating non pagano necessariamente lo stesso spread. Pesa l'ineguaglianza storica interna a ogni classe (TE) per la quota di spread totale $s_{C_i}(n(t))$ che quella classe paga in un dato momento t .
- Il secondo rappresenta l'ineguaglianza tra le classi ovvero tra le diverse categorie di rating, quanto lo spread totale sia distribuito in modo disomogeneo tra le classi catturando la variazione dell'ineguaglianza dovuta alle migrazioni di rating, che è l'elemento principale previsto tramite le catene di Markov.
- Il terzo è un termine di correzione necessario per riportare i dati alla popolazione totale. Riassume la divergenza tra la distribuzione attuale dei

paesi nelle classi e una distribuzione perfettamente uniforme, serve a correggere la misura dell'ineguaglianza globale tenendo conto di quanti paesi $n_{C_i}(t)$ occupano effettivamente ogni categoria di rating in un determinato istante. (D'AMICO G. et al., 2018).

3.4 SIMULAZIONE MONTE CARLO

La simulazione Monte Carlo definisce una classe di algoritmi computazionali basati sulla statistica inferenziale che consentono di approssimare la soluzione di problemi matematici, analitici o fisici di elevata complessità attraverso il campionamento casuale ripetuto di variabili aleatorie.

L'origine del metodo risiede nella necessità di superare i limiti della risoluzione analitica classica: laddove un sistema sia governato da un numero elevato di dimensioni o da una forte incertezza stocastica intrinseca, il calcolo diretto delle soluzioni esatte in forma chiusa diventa computazionalmente proibitivo o matematicamente impraticabile.

Il metodo Monte Carlo ovvia a tale rigidità simulando artificialmente il comportamento del sistema per un numero elevatissimo di volte. Ciascuna simulazione rappresenta una traiettoria possibile, derivante da estrazioni casuali condotte nel rispetto delle distribuzioni di probabilità poste alla base del fenomeno.

L'aggregazione statistica di queste repliche consente di mappare l'intero spettro dei risultati possibili, trasformando l'incertezza microscopica dei singoli eventi in una distribuzione di probabilità macroscopica e quantificabile.

Da un punto di vista formale, l'architettura teorica della simulazione Monte Carlo poggia stabilmente su due pilastri cardine della teoria della probabilità; La legge dei grandi numeri e il teorema del limite centrale. L'obiettivo fondamentale del metodo è stimare il valore atteso di una funzione $g(X)$ di una variabile aleatoria X , avente densità di probabilità $f(x)$.

Matematicamente, tale valore corrisponde al calcolo di un integrale espresso come:

$$E[g(X)] = \int g(x)f(x) dx \quad (11)$$

Il principio Monte Carlo sostituisce la risoluzione analitica dell'integrale con una media aritmetica semplice, calcolata su un numero M di repliche indipendenti e identicamente distribuite generate stocasticamente, definita dalla formula:

$$\hat{\theta}_M = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M g(x_m) \quad (12)$$

In virtù della legge forte dei grandi numeri, al tendere del numero di simulazioni M all'infinito, la media campionaria stimata $\hat{\theta}_M$ converge quasi certamente, ovvero

con probabilità pari a 1, al valore atteso reale del sistema. Sebbene la convergenza sia garantita, la stima prodotta da un numero finito M di simulazioni è intrinsecamente affetta da un errore di approssimazione. La quantificazione di tale scostamento è regolata dal Teorema del Limite Centrale, il quale stabilisce che, per un valore di M sufficientemente ampio, l'errore di simulazione si distribuisce approssimativamente secondo una curva Normale con media nulla e varianza decrescente. L'errore standard della stima risulta così inversamente proporzionale alla radice quadrata del numero di simulazioni, secondo la relazione per cui l'errore è proporzionale a $1 / \sqrt{M}$, (GLASSERMAN P., 2003).

Sebbene la formulazione classica sia presentata nel dominio del continuo, il metodo Monte Carlo si estende naturalmente anche a contesti in cui lo spazio degli stati è discreto, come nel caso delle catene di Markov a tempo discreto.

In questo scenario, la funzione di densità di probabilità $f(x)$ viene sostituita dalla funzione di massa di probabilità $P(X = x)$, che esprime la probabilità che il sistema si trovi esattamente nello stato x . Di conseguenza, la definizione formale del valore atteso non è più regolata da un operatore integrale, bensì da una sommatoria discreta estesa a tutto lo spazio degli stati S :

$$E[g(X)] = \sum_{x \in S} g(x)P(X = x) \quad (13)$$

L'approccio Monte Carlo mantiene intatta la sua filosofia operativa, ma si adatta alla natura sequenziale del processo: l'algoritmo non estrae campioni indipendenti da una densità statica, ma simula l'evoluzione temporale della catena di Markov passo dopo passo, basandosi sulle probabilità di transizione tra gli stati. La media campionaria stimata $\hat{\theta}_M$ viene quindi calcolata sulle realizzazioni discrete x_m assunte dalla catena lungo la traiettoria simulata, garantendo la convergenza al valore atteso del sistema all'aumentare dei passi di simulazione, (ROBERT C.P. e CASELLA G., 2004).

All'interno di un impianto di ricerca orientato all'analisi stocastica, l'adozione della simulazione Monte Carlo risponde a una duplice esigenza metodologica.

In primo luogo, essa si configura come lo strumento d'elezione per modellare l'incertezza non deterministica, permettendo di mappare scenari futuri non lineari in cui le dinamiche di evoluzione temporale risentono di spinte asimmetriche.

In secondo luogo, il metodo eccelle nella scomposizione di processi multidimensionali, dove l'interazione simultanea di più componenti rende impossibile una proiezione deterministica nel lungo periodo.

L'implementazione operativa dell'algoritmo si sviluppa secondo un percorso sequenziale standardizzato che parte dalla definizione del modello probabilistico, identificando la struttura matematica del sistema e isolando le variabili aleatorie

chiave di cui si specificano le regole statistiche o le matrici di probabilità che ne governano i mutamenti.

Successivamente, il motore computazionale genera stringhe di numeri pseudo-casuali distribuiti uniformemente tra 0 e 1, i quali vengono trasformati nelle distribuzioni di probabilità desiderate. Per ogni set di input casuali estratti, l'algoritmo calcola il valore della funzione obiettivo passo dopo passo lungo l'orizzonte temporale stabilito, registrando il risultato della singola traiettoria.

Il ciclo viene infine reiterato per M volte; al termine delle computazioni, l'insieme dei risultati individuali viene aggregato per calcolare i parametri descrittivi della distribuzione finale, quali i valori medi attesi, le varianze e gli intervalli di confidenza stocastici, offrendo così una bussola probabilistica accurata per l'interpretazione dei fenomeni futuri. (METROPOLIS N. e ULAM S., 1949)

4. DATI E STATISTICHE DESCRITTIVE

Il presente capitolo si pone l'obiettivo di illustrare le caratteristiche fondamentali del data set analizzato, fornendo una sintesi quantitativa delle variabili che alimenteranno il modello stocastico. L'analisi si concentra sulla distribuzione storica dei rating e sulla variabilità degli spread, con particolare attenzione all'eterogeneità interna alle classi di rischio.

A tal fine, verrà capillarmente illustrato il processo di organizzazione e codifica numerica dei dati qualitativi espressi dalle agenzie di rating, necessario per tradurre i giudizi alfabetici in stati discreti computabili. Saranno inoltre approfonditi i criteri metodologici di selezione, organizzazione e calcolo delle serie storiche degli spread, evidenziando le metriche di filtraggio temporale adottate per garantire la coerenza e la robustezza dei dati immessi nel framework entropico.

Le serie storiche, relative ai rating sovrani, tassi di interesse ed i rispettivi spread, sono state campionate su base mensile a partire da gennaio 1998 fino a dicembre 2025.

4.1 DATA SET DEI CREDIT RATING

I dati relativi ai giudizi di merito creditizio sono stati estratti dai portali specializzati *TradingEconomics.com* per le agenzie Moody's e Standard & Poor's, e *Countryeconomy.com* per Fitch. (Siti di riferimento: *Countryeconomy*. *Fitch* -

Sovereign Credit Ratings; Trading Economics. Sovereign Credit Ratings - Moody's and S&P).

Le rilevazioni, organizzate su base mensile, seguono una logica di persistenza dello stato: il rating assegnato viene mantenuto costante nelle osservazioni successive fino all'occorrenza di un evento di aggiornamento (*rating event*) da parte dell'agenzia di riferimento.

Il primo passaggio metodologico fondamentale consiste nella discretizzazione dei giudizi qualitativi. Poiché le scale alfanumeriche utilizzate dalle agenzie (da AAA a SD/D) non sono direttamente elaborabili da modelli descrittivi e stocastici, è stata adottata una scala numerica ordinale. Ogni classe di rating è stata mappata su un set di stati finiti dove il valore 1 rappresenta la massima solidità creditizia (AAA per S&P e Fitch, Aaa per Moody's) e il valore 7 o 8 identifica lo stato di insolvenza o default (SD/D per S&P e Fitch, C per Moody's), come illustrato nella tabella 4.1. Tale mappatura risulta essenziale per la successiva implementazione delle Catene di Markov, in quanto permette di trattare le variazioni del merito creditizio come transizioni quantitative tra stati numerici discreti.

S&P	Moody's	Fitch	Level	
AAA	Aaa	AAA	1	I N V
AA+	Aa1	AA+	2	
AA	Aa2	AA	2	
AA-	Aa3	AA-	2	
A+	A1	A+	3	G R A D E
A	A2	A	3	
A-	A3	A-	3	
BBB+	Baa1	BBB+	4	
BBB	Baa2	BBB	4	N O N
BBB-	Baa3	BBB-	4	
BB+	Ba1	BB+	5	
BB	Ba2	BB	5	
BB-	Ba3	BB-	5	I N V
B+	B1	B+	6	
B	B2	B	6	
B-	B3	B-	6	
CCC+	Caa1	CC+	7	G R A D E
CCC	Caa2	CCC	7	
CCC-	Caa3	CCC-	7	
CC	Ca	CC	7	
	C		7	D E
SD		RD	8	
D		D	8	

Tabella 4.1 - Mappatura delle classi di rating di S&P, Moody's e Fitch su scala numerica ordinale.

4.2 DATA SET DEI TASSI DI INTERESSE E SPREAD

Per quanto riguarda la componente quantitativa del data set, sono stati raccolti i tassi di interesse mensili relativi a tutti i 27 Paesi membri oggetto dello studio, (Sito: *Eurostat, 2026. EMU convergence criterion bond yields - monthly data*).

L'orizzonte temporale della rilevazione si estende da gennaio 1998 al dicembre 2025, integrando i dati sia storici, che a partire dal rispettivo momento di ingresso nell'Unione Europea. In linea con l'analisi di scenario proposta nella letteratura di riferimento, il Regno Unito è stato mantenuto nel campione come se non fosse mai avvenuta l'uscita dall'UE (*Brexit*), al fine di valutarne la persistenza nel sistema

finanziario comunitario. Il calcolo dei credit spread è stato effettuato adottando una metodologia dinamica: per ogni singola mensilità, il valore dello spread di un Paese è ottenuto sottraendo al suo tasso di interesse il valore minimo registrato tra tutti i Paesi dell'Unione nello stesso mese. A differenza dello spread tradizionale *BTP-BUND*, basato su un benchmark fisso, questo indicatore varia mensilmente in funzione dell'evoluzione dei tassi minimi dell'intera area.

Tale approccio, oltre ad essere conforme alla metodologia originaria di D'AMICO G. et al. (2018), risulta tecnicamente necessario per evitare l'insorgenza di valori negativi e garantire una maggiore aderenza statistica alla misurazione della disuguaglianza finanziaria.

Per ragioni di coerenza metodologica e aderenza allo studio di riferimento, si è scelto di escludere l'Estonia dal campione d'analisi. Tale decisione è motivata dalla disponibilità limitata del data set relativo ai tassi di interesse, i cui dati risultano reperibili solo a partire da giugno 2020, oltre alla rilevata illiquidità che caratterizza i titoli di Stato estoni. Al contrario, diversamente da quanto operato nella ricerca originale di D'AMICO G. et al. (2018), in questo studio è stata inclusa Cipro, integrandone i dati per fornire una copertura più estesa del panorama finanziario europeo.

Di seguito nella tabella 4.2, per ogni paese, la data di annessione all'Unione Europea:

Data	Paese
01-01-1998	Belgio, Francia, Germania, Italia, Lussemburgo, Paesi Bassi, Danimarca, Irlanda, Regno Unito, Grecia, Portogallo, Spagna, Austria, Finlandia, Svezia
01-05-2004	Lettonia, Lituania, Malta, Polonia, Repubblica Ceca, Slovacchia, Slovenia, Ungheria, Cipro
01-01-2007	Bulgaria, Romania
01-07-2013	Croazia

Tabella 4.2 - *Cronologia delle date di ingresso dei Paesi membri all'interno dell'Unione Europea.*

4.3 ANALISI DELLE FREQUENZE DEI RATING

Si riporta di seguito la tabella 4.3, che mostra l'analisi descrittiva delle tre agenzie.

Periodo di riferimento gennaio 1998 – dicembre 2025 (Fonti dei dati: *TradingEconomics.com*, *Countryeconomy.com*) per ogni livello di rating:

	1	2	3	4	5	6	7	8	Totale complessivo
Fitch	2523	1751	2080	1942	555	172	50	0	9073
% sul totale	27,81%	19,30%	22,93%	21,40%	6,12%	1,90%	0,55%	0,00%	100,00%
TOT INV GRADE	91,44%	8296							
TOT NON INV GRADE					8,56%	777			
Moody's	2646	1603	2149	1743	630	199	103	0	9073
% sul totale	29,16%	17,67%	23,69%	19,21%	6,94%	2,19%	1,14%	0,00%	100,00%
TOT INV GRADE	89,73%	8141							
TOT NON INV GRADE					10,27%	932			
S&P	2393	1951	2085	1853	551	191	35	4	9063
% sul totale	26,40%	21,53%	23,01%	20,45%	6,08%	2,11%	0,39%	0,04%	100,00%
TOT INV GRADE	91,38%	8282							
TOT NON INV GRADE					8,62%	781			

Tabella 4.3 - Distribuzione delle frequenze assolute e percentuali sul totale dei livelli di rating nel campione osservato.

Al fine di evitare confusioni, i rating alfanumerici delle tre agenzie saranno d'ora in poi uniformati. Pertanto, fermo restando che Moody's utilizza le scale Aaa e Baa mentre Fitch e S&P usano le scale AAA e BBB, da questo momento si adotterà per tutte la notazione esclusivamente in lettere maiuscole (modello Fitch ed S&P) oppure nell'equivalente numerico come rappresentato nella tabella 4.1 mostrata precedentemente.

L'analisi della popolazione del data set (tabella 4.3) evidenzia una netta concentrazione delle osservazioni verso le classi di alta affidabilità creditizia.

Il Livello 1 (AAA) si conferma come la classe più popolosa per tutte le agenzie, con 2646 osservazioni mensili per Moody's, 2523 per Fitch e 2393 per S&P.

Si osserva che S&P presenta una carenza di 10 rilevazioni rispetto alle altre agenzie, dovuta all'assenza di pubblicazioni riguardante il rating della Bulgaria nel periodo compreso tra gennaio e ottobre 1998.

Il segmento investment Grade (Livelli 1-4) domina ampiamente il data set, confermando che la quasi totalità dei paesi membri è stata percepita dal mercato come un debitore solido per la maggior parte dell'arco temporale considerato. Nello specifico, Fitch presenta la percentuale più alta di valori in questo segmento (91,44%), seguita da S&P (91,38%) e Moody's (89,73%). Tale prevalenza statistica riflette la natura strutturale delle economie dell'Unione Europea, pur non escludendo episodi di deterioramento del merito creditizio.

Al contrario, il segmento Speculative Grade (Livelli 5-8) registra frequenze drasticamente inferiori, sebbene con differenze significative tra gli arbitri del mercato.

Moody's emerge come l'agenzia più severa nel contesto europeo, avendo rilevato la percentuale più alta di giudizi in area speculativa (10,27%), seguita da S&P (8,62%) e Fitch (8,56%). Tuttavia, S&P dimostra una maggiore reattività nel registrare stati di stress estremo, risultando l'unica agenzia del campione ad aver censito lo stato di default selettivo (SD).

4.4 COEFFICIENTI DI VARIAZIONE

Il presente paragrafo analizza la componente quantitativa del data set, associando a ciascuna classe di merito creditizio il relativo profilo di rischio espresso tramite il credit spread (Fonte dei dati: *ec.europa.eu*). L'analisi, come dimostrato nella tabella 4.4, si focalizza sulla relazione tra il rating e il costo del debito, misurando al contempo l'eterogeneità interna alle classi attraverso il coefficiente di variazione (CV), calcolato per ogni Stato membro esclusivamente a partire dal periodo successivo alla sua adesione ufficiale all'Unione Europea.

S&P	AAA	AA	A	BBB	BB	B	C	SD
Media	43,00777	76,86984	137,1359	265,7587	388,7302	594,7857	1236,676	1749,25
Dev Std	44,56806	65,88294	110,5598	182,826	217,1113	224,9919	686,9787	787,9846
CV	1,036279	0,857071	0,806207	0,68794	0,558514	0,378274	0,555504	0,45047
Min	0	0	0	0	102	209	411	547
Max	283	536	766	1157	1215	1293	2656	2740
Campione	2393	1933	1747	1328	441	98	34	4
Moody's	AAA	AA	A	BBB	BB	B	C	
Media	43,487	83,0962	150,0522	263,5887	307,8328	379,2535	905,6667	
Dev Std	44,24332	68,96488	134,4136	189,3278	213,6425	190,5185	551,5183	
CV	1,017392	0,82994	0,895779	0,71827	0,694021	0,502351	0,608964	
Min	0	0	0	0	53	151	348	
Max	283	569	1157	1129	1215	1293	2740	
Campione	2646	1577	1820	1314	448	71	102	
Fitch	AAA	AA	A	BBB	BB	B	C	
Media	42,48855	83,7319	135,7975	271,1515	371,0176	563,3951	1199,653	
Dev Std	43,68834	70,29115	110,0428	188,1528	232,41	285,0723	605,9636	
CV	1,028238	0,839479	0,810345	0,693903	0,626412	0,50599	0,505116	
Min	0	0	0	0	73,3	313	502	
Max	283	536	766	1157	1215	1986	2740	
Campione	2523	1743	1799	1408	375	81	49	

Tabella 4.4 - Coefficienti di variazione degli spread per livello di rating delle agenzie S&P, Moody's e Fitch.

I dati statistici evidenziano una correlazione diretta e robusta tra il deterioramento del rating e l'aumento dei rendimenti richiesti dal mercato. Per il Livello 1 (AAA), lo spread medio risulta estremamente contenuto, oscillando tra i 42,49 bp di Fitch e i 43,01 bp di S&P.

In questa fascia di massima affidabilità, i valori minimi toccano lo zero, riflettendo i periodi in cui il titolo sovrano di un paese è stato utilizzato come benchmark privo di rischio per l'intera area.

Procedendo verso le classi speculative, si osserva un'impennata dei costi di finanziamento: nel Livello 4 (BBB), che rappresenta la frontiera del comparto Investment Grade, lo spread medio si attesta sopra i 250 bp. L'incremento diventa esponenziale nelle classi di rischio elevato, dove S&P registra per il Livello 7 (C) uno spread medio di 1236,68 bp, raggiungendo un picco di 1749,25 bp in corrispondenza dello stato di default selettivo (SD).

L'utilizzo del coefficiente di variazione: $CV = \frac{\sigma}{\mu}$ (deviazione standard diviso la media) permette di valutare l'omogeneità della valutazione del mercato all'interno di una medesima classe di rating; l'eterogeneità relativa, è massima proprio nelle classi di alta qualità creditizia (Livelli 1 e 2, AAA ed AA), dove il coefficiente di variazione oscilla tra lo 0,82 e 1,036 tra le tre agenzie. Questo valore suggerisce

che, per i paesi considerati più stabili, il sistema risponde in maniera molto sensibile alle variazioni di mercato.

Al contrario, nelle classi inferiori (Livelli 5-7, BB-C), il coefficiente di variazione tende a ridursi sensibilmente, stabilizzandosi in un intervallo compreso tra 0,69 e 0,45 in tutte e tre le agenzie. Tale tendenza indica che, una volta che un paese entra in un'area di rischio consolidato, il giudizio degli investitori diventa più uniforme e la dispersione dei rendimenti diminuisce.

Verranno utilizzati i valori medi storici per ciascun livello di rating come input fondamentale per la successiva simulazione Monte Carlo, garantendo che ogni transizione di stato prevista dal modello di Markov corrisponda ad un mutamento reale e misurabile del profilo di rischio finanziario del sistema europeo. (D'AMICO G. et al., 2018).

5. RISULTATI E DISCUSSIONE

Il presente capitolo è dedicato all'esposizione e all'analisi critica dei risultati ottenuti attraverso l'applicazione del modello probabilistico descritto precedentemente nel capitolo 3. L'obiettivo è duplice: da un lato, ricostruire l'andamento storico della frammentazione finanziaria nell'Unione Europea fino a Dicembre 2025; dall'altro, interpretare le dinamiche previsionali generate per il triennio 2026-2028.

Tutta l'elaborazione quantitativa, la gestione del vasto data set storico (1998-2025) e la produzione della componente grafica sono state realizzate utilizzando il linguaggio di programmazione Python. Tale approccio ha garantito il pieno rispetto del paper analitico di D'AMICO G. et al. (2018), permettendo di tradurre le equazioni dell'entropia storica e dinamica in evidenze numeriche e grafiche precise e replicabili.

L'analisi si apre con l'illustrazione e l'esame delle matrici di transizione stimate empiricamente secondo la metodologia definita nel capitolo 3, che descrivono i pattern di migrazione del merito creditizio specifici per ciascuna agenzia di rating. Successivamente, si passerà allo studio dell'indice di Theil storico, strumento che ha permesso di mappare come il rischio finanziario si sia distribuito tra i 27 Stati membri. Come verrà illustrato, l'indice non si è limitato a seguire l'andamento nominale degli spread, ma ha agito come un indicatore di "salute strutturale" del sistema, segnalando fasi di convergenza e momenti di forte asimmetria. Seguirà una

discussione in merito all'importanza di integrare i due approcci, affiancando alle classiche misure di dispersione lineare (Deviazione Standard), gli indici di ineguaglianza entropica. L'obiettivo è mostrare come l'utilizzo congiunto di entrambi gli strumenti permetta di catturare simultaneamente sia la variabilità assoluta dei rendimenti sia la ripartizione proporzionale del rischio. Infine, verranno presentati i risultati proiettivi della simulazione stocastica di Monte Carlo a 36 mesi.

5.1 MATRICI DI TRANSIZIONE STIMATE

L'analisi delle matrici di transizione permette di quantificare la probabilità statistica che uno Stato membro migri da una classe di merito creditizio a un'altra in un orizzonte temporale mensile.

I dati estratti dalle rilevazioni empiriche per il periodo 1998-2025 evidenziano dinamiche profondamente diverse a seconda del perimetro geografico considerato, riflettendo la natura asimmetrica degli shock finanziari all'interno dell'Unione.

Tutte e tre le agenzie mostrano coefficienti sulla diagonale principale estremamente elevati, indicando che la probabilità di mantenere invariato il proprio rating tra un mese e l'altro è quasi sempre superiore al 95%. La stabilità risulta massima nel Livello 1 (AAA), dove la probabilità di permanenza raggiunge lo 0,997 per tutte e tre le agenzie.

Alla destra della matrice si identifica invece una "zona calda", caratterizzata da un'elevata volatilità e da una frequenza di transizione significativamente superiore rispetto alle "zone tranquille" del comparto Investment Grade.

In quest'area di rischio, i rating risultano molto più sensibili agli shock di mercato e ai mutamenti macroeconomici, traducendosi in una dinamica di migrazione accelerata che rende il merito creditizio di questi paesi estremamente fluido e meno prevedibile nel breve periodo.

Nella tabella 5.1 vengono riportate le matrici di transizione stimate attraverso l'analisi delle serie storiche di tutti i rating mensili, relativi al periodo compreso tra gennaio 1998 e dicembre 2025:

FITCH	AAA	AA	A	BBB	BB	B	C	
AAA	0,99762	0,00238	0	0	0	0	0	
AA	0,00287	0,99369	0,00344	0	0	0	0	
A	0	0,00193	0,99325	0,00482	0	0	0	
BBB	0	0	0,0062	0,98863	0,00465	0,00052	0	
BB	0	0	0	0,01986	0,97473	0,00542	0	
B	0	0	0	0	0,02326	0,9593	0,01744	
C	0	0	0	0	0	0,06122	0,93878	
MOODY'S	AAA	AA	A	BBB	BB	B	C	
AAA	0,99773	0,00227	0	0	0	0	0	
AA	0,00313	0,99311	0,00313	0,00063	0	0	0	
A	0	0,00187	0,99392	0,00374	0,00047	0	0	
BBB	0	0	0,00863	0,98734	0,00403	0	0	
BB	0	0	0	0,01746	0,97778	0,00476	0	
B	0	0	0	0	0,0201	0,96985	0,01005	
C	0	0	0	0	0	0,01961	0,98039	
S&P	AAA	AA	A	BBB	BB	B	C	SD
AAA	0,99707	0,00293	0	0	0	0	0	0
AA	0,00309	0,99331	0,0036	0	0	0	0	0
A	0	0,00193	0,99277	0,0053	0	0	0	0
BBB	0	0	0,00812	0,98701	0,00487	0	0	0
BB	0	0	0	0,01996	0,97459	0,00544	0	0
B	0	0	0	0	0,02094	0,96335	0,01571	0
C	0	0	0	0	0	0,08824	0,85294	0,05882
SD	0	0	0	0	0	0	0,5	0,5

Tabella 5.1 - *Matrice di transizione dei rating per tutti i paesi UE. Periodo di campionamento: gennaio 1998 - dicembre 2025.*

A seguire nella tabella 5.2, si riportano le matrici di transizione stimate per lo scenario PIIGS (Portogallo, Irlanda, Italia, Grecia e Spagna), ottenute attraverso l'analisi delle serie storiche dei rating mensili nel periodo compreso tra gennaio 1998 e dicembre 2025.

Si specifica che l'analisi di questo specifico cluster ha una finalità esclusivamente informativa ed empirica, volta a fornire un riscontro storico sulle probabilità di transizione dei paesi tradizionalmente considerati a maggior rischio.

FITCH	AAA	AA	A	BBB	BB	B	C	
AAA	0,99005	0,00995	0	0	0	0	0	
AA	0,00411	0,98768	0,00821	0	0	0	0	
A	0	0,00308	0,98154	0,01538	0	0	0	
BBB	0	0	0,00732	0,9878	0,00488	0	0	
BB	0	0	0	0,00606	0,98788	0,00606	0	
B	0	0	0	0	0,02632	0,89474	0,07895	
C	0	0	0	0	0	0,06122	0,93878	
MOODY'S	AAA	AA	A	BBB	BB	B	C	
AAA	0,99163	0,00837	0	0	0	0	0	
AA	0,00467	0,98598	0,00701	0,00234	0	0	0	
A	0	0,00373	0,98134	0,01119	0,00373	0	0	
BBB	0	0	0,00897	0,98655	0,00448	0	0	
BB	0	0	0	0,01685	0,97753	0,00562	0	
B	0	0	0	0	0,02778	0,94444	0,02778	
C	0	0	0	0	0	0,0125	0,9875	
S&P	AAA	AA	A	BBB	BB	B	C	SD
AAA	0,98551	0,01449	0	0	0	0	0	0
AA	0,00405	0,98785	0,0081	0	0	0	0	0
A	0	0,00252	0,98489	0,01259	0	0	0	0
BBB	0	0	0,00962	0,98558	0,00481	0	0	0
BB	0	0	0	0,0155	0,97674	0,00775	0	0
B	0	0	0	0	0,01351	0,95946	0,02703	0
C	0	0	0	0	0	0,08333	0,875	0,04167
SD	0	0	0	0	0	0	0,33333	0,66667

Tabella 5.2 - Matrice di transizione dei rating per i paesi PIIGS. Periodo di campionamento: gennaio 1998 - dicembre 2025.

Pertanto, tale scenario rappresenta un approfondimento statico e non sarà oggetto di proiezioni o valutazioni dinamiche nei successivi sviluppi del presente lavoro.

Ora invece nella tabella 5.3 si riportano le matrici di transizione stimate specificamente per il caso italiano, ottenute attraverso l'analisi della serie storica dei rating mensili nel periodo compreso tra gennaio 1998 e dicembre 2025.

Le probabilità stimate per il caso italiano devono essere interpretate con cautela a causa del numero limitato di osservazioni osservate.

Si specifica anche in questo caso, che l'analisi isolata del rating sovrano italiano risponde a una finalità esclusivamente informativa ed empirica, volta a fornire un riscontro storico dettagliato sulle probabilità di transizione del nostro paese.

FITCH	AAA	AA	A	BBB	BB	B	C	
AAA	0	0	0	0	0	0	0	
AA	0	0,99394	0,00606	0	0	0	0	
A	0	0	0,94118	0,05882	0	0	0	
BBB	0	0	0	1	0	0	0	
BB	0	0	0	0	0	0	0	
B	0	0	0	0	0	0	0	
C	0	0	0	0	0	0	0	
MOODY'S	AAA	AA	A	BBB	BB	B	C	
AAA	0	0	0	0	0	0	0	
AA	0	0,99394	0,00606	0	0	0	0	
A	0	0	0,88889	0,11111	0	0	0	
BBB	0	0	0	1	0	0	0	
BB	0	0	0	0	0	0	0	
B	0	0	0	0	0	0	0	
C	0	0	0	0	0	0	0	
S&P	AAA	AA	A	BBB	BB	B	C	SD
AAA	0	0	0	0	0	0	0	0
AA	0	0,99048	0,00952	0	0	0	0	0
A	0	0	0,98413	0,01587	0	0	0	0
BBB	0	0	0	1	0	0	0	0
BB	0	0	0	0	0	0	0	0
B	0	0	0	0	0	0	0	0
C	0	0	0	0	0	0	0	0
SD	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabella 5.3 - Matrice di transizione dei rating per l'Italia. Periodo di campionamento: gennaio 1998 - dicembre 2025.

Pertanto, analogamente a quanto previsto per il gruppo PIIGS, questo focus rappresenta un approfondimento statico e i relativi risultati non saranno oggetto di proiezioni o valutazioni dinamiche nei successivi sviluppi del presente lavoro. Una considerazione specifica va dedicata al valore pari a 1 riscontrato nell'intersezione tra la classe BBB e BBB (o livello 4).

Osservando lo storico del caso italiano per le tre principali agenzie di rating (Fitch, Moody's e S&P) nel periodo analizzato, si nota che, una volta raggiunto il livello BBB, non si sono verificate transizioni né verso l'alto (upgrade ad A) né verso il basso (downgrade a BB o default) all'interno degli intervalli mensili rilevati. Questo valore non implica l'impossibilità assoluta per l'Italia di uscire dal rating BBB in futuro. Indica semplicemente che, all'interno del data set utilizzato, non sono stati registrati movimenti in uscita da questa classe; fenomeno comune quando si analizza un campione più ridotto come appunto le rilevazioni mensili dal 1998 al 2025 del bel paese.

Nel linguaggio tecnico delle catene di Markov, uno stato che presenta una probabilità pari ad uno viene definito stato “assorbente”. (FELLER W., 1968).

Le probabilità che sono calcolate dalle nostre matrici di transizione si sviluppano su base mensile. Qualora si volessero estendere tali stime a un orizzonte temporale annuale, non sarebbe corretto moltiplicare linearmente i valori per 12.

Trattandosi di un processo dinamico (nello specifico, una catena di Markov), la corretta capitalizzazione delle probabilità nel tempo richiede un calcolo esponenziale. Pertanto, la matrice annuale si ottiene elevando la matrice mensile alla dodicesima potenza: $P(\text{annuo}) = P^{12}(\text{mensile})$.

Il fondamento matematico che giustifica questo passaggio è la proprietà di Chapman-Kolmogorov, la quale stabilisce come le probabilità di transizione si combinino ed evolvano nel lungo periodo, (LANDO D., 2004).

5.2 ANALISI DELL'EVOLUZIONE STORICA DELL'INEGUAGLIANZA

L'osservazione del grafico 5.1 relativo all'indice di Theil storico $DT(t)$, calcolato per l'intera Unione Europea ($N = 27$) nel periodo 1998-2025, permette di distinguere chiaramente le diverse fasi di integrazione e frammentazione finanziaria che hanno segnato la storia recente dell'Eurozona.

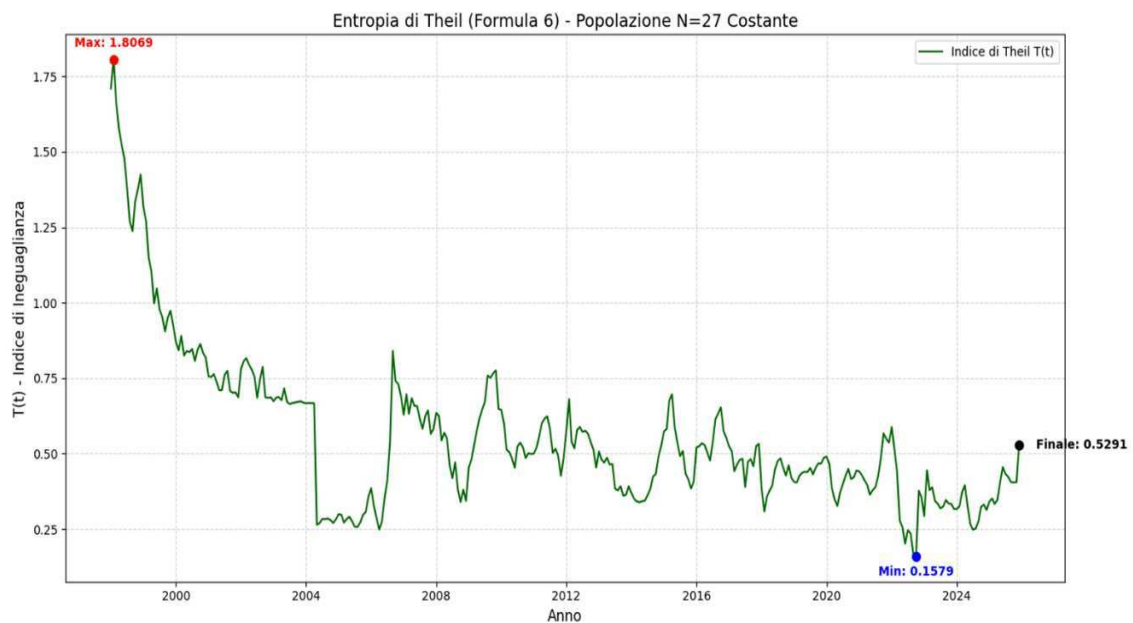


Grafico 5.1 - *Evoluzione temporale dell'indice di Theil nel periodo gennaio 1998 - dicembre 2025.*

L'indice, agendo come un termometro della disparità distributiva del rischio, evidenzia diversi "periodi caldi" e momenti di svolta caratteristici.

Nella prima decade osservata, l'indice di Theil si attesta verso il 2004 su livelli minimi, quasi costanti e prossimi allo zero. Questa fase rappresenta il periodo della convergenza nominale: con l'introduzione dell'Euro, i mercati hanno iniziato a

trattare i titoli di Stato dei vari paesi membri come se fossero quasi privi di rischio differenziale. Nonostante i rating non fossero identici, la dispersione degli spread era talmente contenuta da azzerare quasi l'ineguaglianza. In questa fase, il sistema UE appariva come un blocco finanziario unitario e coeso.

La Crisi dei mutui *Subprime* e dei debiti sovrani: il primo "periodo caldo" (2007-2015) il grafico mostra un'impennata drammatica e senza precedenti a partire dal 2007, raggiungendo valori di seria criticità per l'intera Unione Europea.

Questo è il punto di massima frammentazione del mercato europeo, la crisi finanziaria globale si è trasformata in crisi del debito sovrano, colpendo in modo asimmetrico i paesi periferici (PIIGS). (SORKIN A.R., 2013).

L'aumento verticale dell'indice di Theil in questo intervallo indica che il rischio non stava aumentando per tutti i paesi allo stesso modo; al contrario, si stava verificando una fuga verso la sicurezza (*flight-to-quality*) che ha schiacciato gli spread tedeschi e fatto esplodere quelli dei paesi in difficoltà.

La fase di stabilizzazione e la reazione alle politiche monetarie (2016-2021): dopo i picchi della crisi, si osserva una fase di graduale "normalizzazione", dove l'indice pur restando su livelli superiori al decennio precedente, mostra una tendenza alla discesa o alla stabilità.

Questo periodo è caratterizzato dagli interventi non convenzionali della BCE (come il Quantitative Easing), che hanno agito da calmieri sulla dispersione degli spread,

riportando l'ineguaglianza verso una "nuova normalità" meno estrema rispetto al 2008-2012.

A partire dalla fine del 2021, il quadro muta nuovamente, lo shock energetico ha innescato una spinta inflattiva che ha costretto la BCE a un rapido e deciso rialzo dei tassi di interesse. Il mercato ha ricominciato a discriminare tra i debiti sovrani in base alla sostenibilità dei singoli paesi, portando l'ineguaglianza su livelli stabilmente più alti rispetto alla media del decennio precedente.

Nel 2022 viene introdotto il TPI (*Transmission Protection Instrument*) nato per evitare che i rialzi dei tassi d'interesse, necessari per combattere l'inflazione causato dalla guerra e dallo shock energetico, causassero aumenti eccessivi e ingiustificati degli spread nei paesi più indebitati (come i paesi PIIGS), mettendo a rischio l'unità dell'Eurozona. (LANE P.R., 2022).

Il decremento dell'indice registrato nel corso del 2023 rappresenta una fase di convergenza reattiva. Sotto la pressione del rialzo dei tassi della BCE e protetti appunto dallo scudo tecnico e psicologico del TPI, i mercati hanno ridotto la discriminazione tra i debiti sovrani fino al valore minimo storico dell'indice di Theil, che secondo l'analisi effettuata, si attesta a 0,1579.

5.3 BIENNIO 2024-2025: IL VALORE AGGIUNTO DELL'INDICE DI THEIL

Per analizzare l'evoluzione del rischio nel biennio 2024-2025, appare utile integrare l'approccio statistico tradizionale con misure di concentrazione, evidenziando come la deviazione standard e l'indice di Theil offrano prospettive differenti e tra loro complementari della dinamica finanziaria europea. La deviazione standard descrive il divario assoluto tra i valori nominali ed è stata utilizzata nel Capitolo 4 come base per il calcolo dei coefficienti di variazione. Tuttavia, i dati finali del 2025 suggeriscono che l'esame della sola variabilità lineare possa beneficiare dell'affiancamento di metriche specifiche per lo studio della frammentazione relativa del mercato unico, come illustrato dai due grafici 5.2 e 5.3.

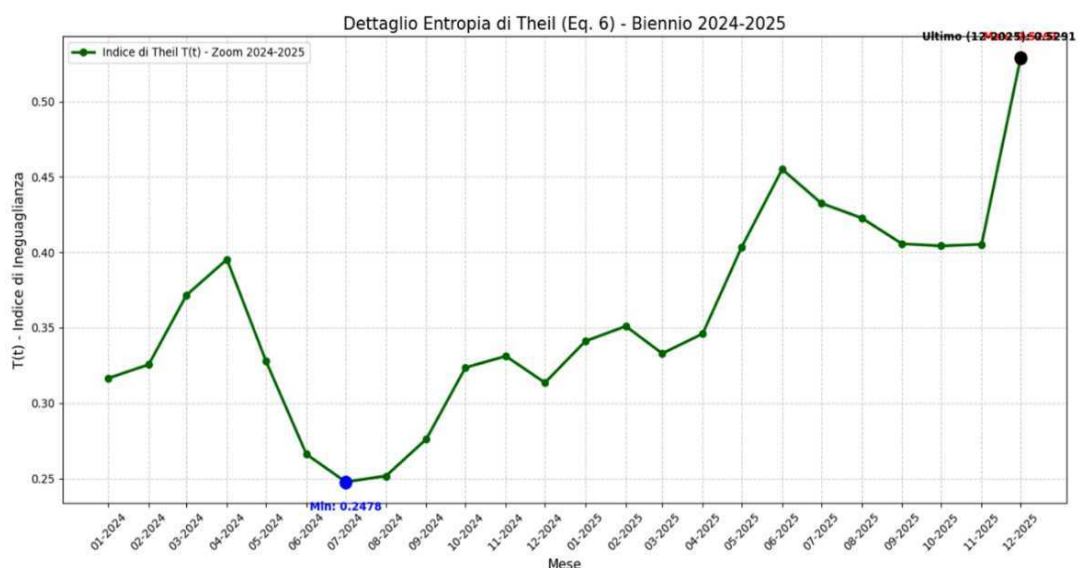


Grafico 5.2 - Focus sull'andamento dell'indice di Theil nel biennio gennaio 2024 - dicembre 2025.



Grafico 5.3 - Focus sulla deviazione standard degli spread medi dei Paesi UE (gennaio 2024 - dicembre 2025).

La tabella 5.4 illustra il fenomeno più significativo, che emerge proprio nel passaggio conclusivo dell'analisi:

Date	2025-01	2025-02	2025-03	2025-04	2025-05	2025-06	2025-07	2025-08	2025-09	2025-10	2025-11	2025-12
Media	1,324036	1,272704	1,206061	1,215983	1,182644	1,18189	1,163258	1,177385	1,207897	1,180595	1,158181	0,92744
Dev Std	1,212219	1,182982	1,090562	1,122648	1,148479	1,245402	1,18106	1,184369	1,191612	1,159978	1,138406	1,065069

Tabella 5.4 - Analisi descrittiva degli spread per i Paesi UE: valori medi e deviazioni standard nell'anno 2025.

L'andamento della deviazione standard e dell'indice di Theil evidenzia come i due indicatori colgano aspetti diversi della distribuzione degli spread. Mentre la deviazione standard mostra una tendenza alla decrescita, indicando che la dispersione assoluta dei valori nominali attorno alla media si sta riducendo, l'indice di Theil registra un incremento, attestandosi a 0,5291 a dicembre 2025.

Questa dinamica suggerisce che una contrazione della variabilità lineare può coesistere con variazioni nella frammentazione relativa all'interno del sistema.

A completare il quadro è la dinamica della media globale degli spread, caratterizzata da un progressivo abbassamento nel corso del periodo osservato. La contemporanea diminuzione della media e della deviazione standard descrive un processo di convergenza nei valori nominali dei prezzi di mercato. Al contempo, il comportamento dell'indice di Theil segnala che, in termini relativi, le proporzioni del rischio tendono a distribuirsi in modo non uniforme, indicando che il generale ridimensionamento dei livelli dei differenziali non comporta necessariamente una ricomposizione simmetrica delle distanze tra i paesi osservati.

In quest'ottica, l'indice di Theil si propone come una misura complementare per l'analisi della frammentazione, offrendo una prospettiva sensibile alle relazioni proporzionali indipendentemente dal livello assoluto dei prezzi. Il confronto tra queste metriche mostra come l'esame della variabilità assoluta e quello della disuguaglianza strutturale forniscano informazioni tra loro integrate. L'evoluzione osservata a fine 2025 suggerisce quindi l'opportunità di affiancare gli indicatori di concentrazione alle statistiche classiche, al fine di ottenere una descrizione più articolata delle dinamiche interne all'Eurozona.

5.4 PROIEZIONE DELL'INDICE DI THEIL (2026-2028): METODO MONTE CARLO

Al fine di verificare se il livello di ineguaglianza riscontrato a dicembre 2025 (0,5291) costituisca un'alterazione transitoria o l'inizio di una dinamica di frammentazione persistente, l'analisi si estende al piano previsionale per il triennio 2026-2028. La determinazione analitica diretta del valore atteso dell'entropia dinamica della popolazione, $DT(t)$, e della sua deviazione standard risulterebbe computazionalmente inefficiente a causa dell'elevato numero di combinazioni distributive associate alla scomposizione della popolazione dei 27 paesi lungo le diverse classi di merito creditizio. Per superare tale limite, si è proceduto all'implementazione operativa della simulazione Monte Carlo basato sulle catene di Markov a tempo discreto omogenee, illustrato in linea teorica nel Capitolo 3.

Sotto il profilo strettamente operativo, la simulazione riproduce l'evoluzione stocastica del sistema attraverso un campionamento ripetuto che si articola, per ciascun trial, secondo passaggi sequenziali ben definiti.

Ciascuna iterazione assume come punto di partenza reale lo stato del sistema registrato alla fine del periodo di analisi, ovvero dicembre 2025 ($t = 0$). In questo istante iniziale, i 27 paesi del campione vengono posizionati nell'esatta classe di rating assegnata in quella mensilità dalle rispettive agenzie di riferimento (S&P, Moody's e Fitch).

Per proiettare lo stato futuro di un generico paese a che si trova nella classe di rischio i , l'algoritmo effettua un'estrazione pseudo-casuale di un numero u definito nell'intervallo $[0,1]$. Tale valore viene confrontato ricorsivamente con la funzione di ripartizione (CDF) associata alla corrispondente riga della matrice di transizione empirica. Il paese viene assegnato alla nuova classe di rating j per il mese $t + 1$ non appena il numero estratto soddisfa la condizione di caduta nell'intervallo cumulato delle probabilità di migrazione.

Una volta determinato il rating simulato per il passo successivo, a ciascun paese viene associato il valore medio dello spread (μ) calcolato storicamente per quella specifica classe (Tabella 4.4). Sulla base della nuova composizione strutturale della popolazione così ottenuta, l'algoritmo determina il valore di $DT(t)$ applicando la formula dell'entropia dinamica, la quale integra l'ineguaglianza tra le classi, l'eterogeneità interna e il termine di correzione della popolazione.

Questo processo viene ripetuto mensilmente lungo tutto l'orizzonte predittivo di 36 mesi per ciascun trial indipendente. Nel presente lavoro, al fine di tracciare la tendenza centrale ed esaminare la stabilità statistica delle traiettorie, l'algoritmo è

stato eseguito adottando inizialmente una massa computazionale di 10.000 iterazioni, i cui esiti relativi al valore atteso di Theil sono illustrati nel Grafico 5.4.

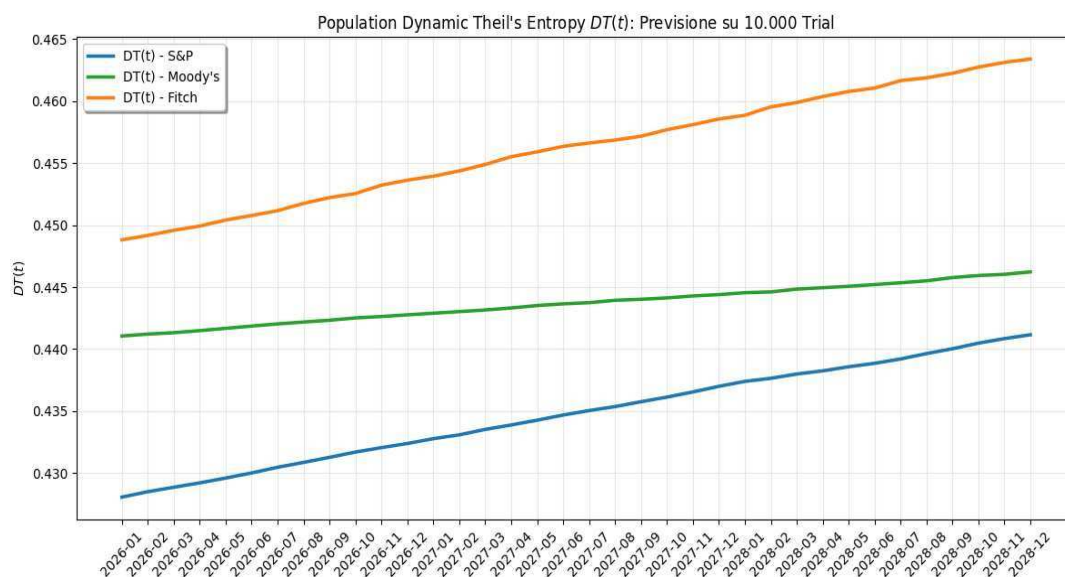


Grafico 5.4 - Previsione dell'indice di Theil (2026-2028) tramite simulazione Monte Carlo con 10.000 iterazioni.

I risultati derivanti dalle simulazioni suggeriscono una tendenza alla stabilizzazione del sistema nel medio termine. Partendo dalla polarizzazione osservata a fine anno, il valore atteso dell'indice di Theil mostra una traiettoria di convergenza di lungo periodo verso un plateau medio, calcolato tra le tre agenzie, di circa 0,445. Sotto il profilo macroeconomico, tale riduzione non sembra figurare un ritorno ai livelli di coesione nominale dei primi anni duemila, né il completo annullamento delle asimmetrie distributive; descrive, invece, il raggiungimento dello stato stazionario del modello, ovvero un livello di frammentazione strutturale coerente con la ripartizione storica dei giudizi di merito creditizio all'interno dell'Unione Europea.

In questo processo di transizione, la configurazione iniziale al tempo ($t = 0$) (dicembre 2025) esercita un effetto rilevante sulla rampa di lancio del forecast, delineando una dinamica solo apparentemente contraddittoria. Nell'ultimo mese della serie storica, in concomitanza con il valore massimo dell'indice di Theil, la media globale degli spread (μ) ha registrato una contrazione, scendendo da 1,158 a 0,927 punti base, come dettagliato nella Tabella 5.4, mostrata in precedenza, che riportiamo di seguito:

Date	2025-01	2025-02	2025-03	2025-04	2025-05	2025-06	2025-07	2025-08	2025-09	2025-10	2025-11	2025-12
Media	1,324036	1,272704	1,206061	1,215983	1,182644	1,18189	1,163258	1,177385	1,207897	1,180595	1,158181	0,92744
Dev Std	1,212219	1,182982	1,090562	1,122648	1,148479	1,245402	1,18106	1,184369	1,191612	1,159978	1,138406	1,065069

Tabella 5.4 - *Analisi descrittiva degli spread per i Paesi UE: valori medi e deviazioni standard nell'anno 2025.*

Dal punto di vista della struttura matematica del modello, la media degli spread opera come fattore di scala per gli scostamenti relativi dei singoli paesi. Di conseguenza, l'avvio delle traiettorie stocastiche risente della riduzione assoluta dei rendimenti registrata a fine anno, indirizzando la curva previsionale verso un iniziale riallineamento nel primo trimestre del 2026. Questo comportamento evidenzia la sensibilità del modello stocastico nell'ereditare le condizioni puntuali del sistema al tempo ($t = 0$).

Una volta riassorbita tale discontinuità d'inizio periodo mediante l'applicazione iterativa delle probabilità di transizione dei rating, l'indice tende a stabilizzarsi sul proprio livello di equilibrio. In assenza di shock esogeni non considerati nel campione, la dinamica previsionale per il triennio 2026-2028 esclude scenari di

divergenza esplosiva, descrivendo per l'area euro un'evoluzione caratterizzata da una variabilità delimitata.

5.5 ANALISI COMPARATA: IL CONFRONTO DELLE AGENZIE DI RATING

In riferimento al grafico 5.4, l'analisi del triennio 2026-2028 mostra che il futuro dell'ineguaglianza nell'Eurozona cambia a seconda dell'agenzia di rating considerata, delineando tre scenari distinti:

- Fitch: Si posiziona al livello più alto, stabilizzandosi intorno a 0.46. La sua metodologia fotografa un'Europa rigida e polarizzata, dove la distanza tra paesi forti e paesi fragili resta massima e permanente.
- Moody's: Segue la linea mediana convergendo a quota 0.44. Rappresenta lo stato stazionario di equilibrio, in cui il mercato continua a discriminare il rischio in modo severo ma stabile, senza spinte distruttive.
- S&P: Si colloca al livello più basso, scendendo sotto lo 0.44. È la visione più fluida e fiduciosa, dove le regole di transizione favoriscono il recupero dei paesi in affanno, portando a una parziale convergenza degli spread.

Un valore chiave per l'affidabilità del modello è l'andamento della deviazione standard dello stesso, che misura l'incertezza delle traiettorie simulate. L'aspetto più rilevante è il loro perfetto mantenimento di un'ampiezza costante e simmetrico lungo tutto il triennio. Le traiettorie definiscono un regime di instabilità controllata: anche nello scenario di stress peggiore (il limite superiore di Fitch), il sistema non mostra spinte violente. Il giudizio delle agenzie non è quindi neutrale, ma il modello stocastico complessivo rassicura sulla tenuta dell'area euro, confinando il rischio finanziario entro limiti probabilistici ben definiti e governabili, come dimostrato nel grafico 5.5:

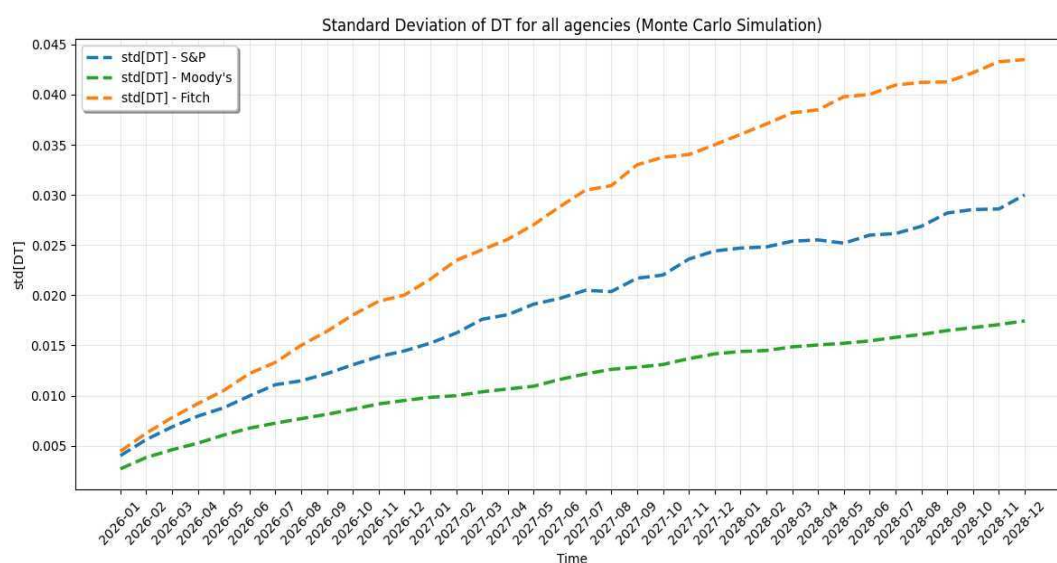


Grafico 5.5 - Deviazione standard delle proiezioni dell'indice di Theil (2026-2028): simulazione Monte Carlo su 10.000 iterazioni.

Il grafico 5.6 invece, unifica i risultati precedentemente descritti, presentando in un unico quadro sinottico le traiettorie previsionali del valore atteso dell'indice di Theil

per S&P, Moody's e Fitch, ciascuna corredata dalle rispettive bande di deviazione standard, in questo caso con 1.000.000 di iterazioni nella simulazione:

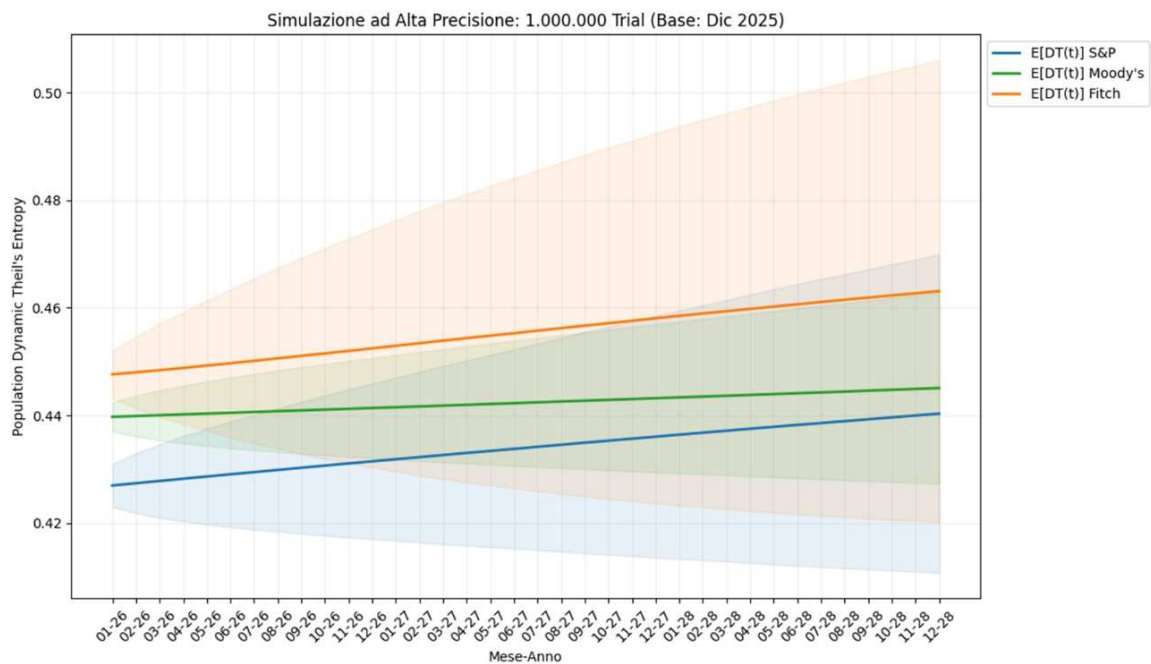


Grafico 5.6 - Proiezioni dell'indice di Theil (2026-2028) con bande di confidenza: simulazione Monte Carlo su 1.000.000 di iterazioni.

5.6 LIMITI DELLO STUDIO

Per correttezza metodologica, è fondamentale evidenziare i limiti e le assunzioni teoriche di questo modello, che sono gli stessi presenti nello studio di D'AMICO G. et al. (2018) da cui questa tesi prende riferimento.

I limiti principali si possono riassumere in cinque punti:

- In primo luogo, il modello si basa sulle catene di Markov omogenee, un sistema matematico che presuppone che il futuro dei rating dipenda solo dalla situazione attuale e non dal passato. Questa ipotesi "senza memoria"

non rispecchia la realtà dei mercati, dove esiste il cosiddetto *rating momentum*: se un paese è stato declassato di recente, è molto più probabile che subisca altri declassamenti a breve. Per superare questa rigidità servirebbero modelli più complessi (noti come semi-Markoviani), ma gli stessi autori del paper di riferimento (D'AMICO G. et al., 2018) ammettono che i dati storici a disposizione sono insufficienti per impostarli in modo matematicamente solido.

- In secondo luogo, il modello soffre di un isolamento informativo. Le previsioni vengono generate usando soltanto i dati storici dei rating e degli spread, ignorando del tutto i dati macroeconomici reali dell'Eurozona. Variabili fondamentali per capire se uno Stato sia davvero in grado di pagare i propri debiti, prima tra tutte la dimensione del debito pubblico, restano escluse dal calcolo. Gli stessi autori riconoscono questa mancanza e indicano l'inclusione del debito pubblico come il principale sviluppo per le ricerche future.
- Il terzo limite è l'ipotesi matematica che i paesi siano stocasticamente indipendenti tra loro. Il modello assume, cioè, che il rating di ogni Stato si evolva in modo isolato. Questa assunzione ignora completamente il fenomeno del contagio finanziario e l'effetto domino tipici dell'Eurozona:

nella realtà, il crollo o il declassamento di un singolo paese (centrale o periferico che sia) influenza immediatamente la fiducia e i rendimenti di tutte le altre nazioni dell'Unione.

- In quarto luogo, le matrici utilizzate per prevedere il futuro guardano solo al passato e considerano le probabilità di transizione come costanti nel tempo. Questo rende il modello cieco di fronte ai cicli economici. L'economia reale è ciclica: i declassamenti aumentano durante le recessioni e calano durante le espansioni. Considerare queste probabilità come fisse rischia di appiattire la realtà, portando a una pericolosa sovrastima della stabilità futura del sistema. Inoltre, questo meccanismo risente molto dei diversi metodi di valutazione usati dalle agenzie (S&P, Moody's e Fitch), introducendo una forte dose di soggettività nei risultati finali.
- Infine, esiste un forte sfasamento temporale tra la reattività del mercato e la burocrazia delle agenzie di rating. Lo spread si muove continuamente in base alle scelte quotidiane degli investitori, mentre le agenzie impiegano mesi per deliberare un cambio di rating formale. Questo ritardo crea una distorsione statistica: nei momenti di crisi, il modello vede paesi con spread altissimi ma fermi nello stesso rating, interpretandola erroneamente come una disomogeneità interna alla classe piuttosto che come un semplice ritardo

burocratico. A questo si aggiunge la scelta di utilizzare gli spread basati sul valore minimo del mese: un filtro utile a ripulire i dati dal rumore speculativo giornaliero, ma che rischia di nascondere la reale gravità delle crisi fotografando il sistema solo nei suoi momenti mensili di maggiore calma.

6. CONCLUSIONI

L'indagine quantitativa condotta in questa ricerca ha analizzato le dinamiche del rischio sovrano e della frammentazione finanziaria nell'Eurozona, affiancando alle metriche statistiche lineari classiche l'approccio basato sull'entropia informativa. Sulla scorta dell'impianto teorico definito da D'AMICO G. et al. (2018), lo studio ha integrato l'utilizzo delle catene di Markov a tempo discreto per modellizzare le migrazioni di rating e dell'indice di Theil per la misurazione della disuguaglianza distributiva degli spread.

I riscontri empirici suggeriscono che l'esame isolato delle misure di dispersione assoluta, quali la deviazione standard o la media semplice dei rendimenti, potrebbe fornire una rappresentazione parziale delle asimmetrie strutturali che caratterizzano l'unione monetaria, specialmente in fasi di instabilità dei mercati. Sotto il profilo dei risultati storici relativi al periodo 1998-2025, l'indice di Theil si è dimostrato un indicatore utile per rilevare la coesione finanziaria relativa, risultando sensibile alle relazioni proporzionali della massa del rischio. La dinamica di maggiore interesse si è manifestata nel biennio 2024-2025: i dati hanno mostrato un andamento divergente tra le metriche, poiché a fronte di una progressiva contrazione della media globale degli spread e della loro deviazione standard, l'indice di Theil ha registrato un incremento, attestandosi al valore di 0,5291 a dicembre 2025.

Tale evidenza descrive uno scenario in cui il generale ridimensionamento dei livelli nominali dei differenziali coesiste con una polarizzazione asimmetrica del rischio relativo. In tali contesti, i flussi finanziari tendono a concentrarsi verso specifiche aree, delineando asimmetrie che le metriche entropiche contribuiscono a evidenziare attraverso la scomposizione della disuguaglianza interna ed esterna alle classi di merito creditizio.

L'estensione previsionale a 36 mesi per il triennio 2026-2028, sviluppata mediante simulazione Monte Carlo, ha permesso di proiettare l'incertezza del sistema al netto delle fluttuazioni di breve termine. L'avvio delle traiettorie stocastiche ha risentito dell'effetto trascinamento legato alla contrazione della media degli spread registrata a fine 2025, determinando un iniziale riallineamento della curva nel primo trimestre del 2026. Successivamente, una volta assorbita tale discontinuità attraverso l'applicazione delle matrici di transizione, il valore atteso dell'indice di Theil ha mostrato una tendenza statistica alla stabilizzazione. Il modello esclude spinte alla divergenza esplosiva, convergendo verso un valore medio stazionario di circa 0,445, inteso come livello di ineguaglianza strutturale coerente con l'attuale ripartizione dei giudizi sul merito creditizio.

L'analisi comparata delle tre principali agenzie di rating (S&P, Moody's e Fitch) evidenzia infine come i risultati previsionali risentano delle eterogeneità

metodologiche radicate nei diversi nodi di valutazione. La traiettoria attesa associata alle matrici di Fitch si è stabilizzata sui livelli più elevati (circa 0,46), descrivendo un sistema maggiormente polarizzato, mentre le proiezioni basate sulle regole di transizione di S&P hanno mostrato una dinamica più fluida e incline a una parziale convergenza, con valori inferiori a 0,44. Ciononostante, il mantenimento di un'ampiezza costante e simmetrica delle bande di deviazione standard per tutte le agenzie lungo l'orizzonte predittivo delinea per l'Eurozona un regime di variabilità confinata all'interno del campione esaminato.

Sviluppi futuri della ricerca:

Ferme restando le limitazioni teoriche e operative intrinseche alla modellizzazione quantitativa (che sono state ampiamente discusse nel precedente paragrafo 5.6), il percorso metodologico seguito in questa sede si propone come base di partenza per successivi approfondimenti accademici. Al fine di ottimizzare il modello attuale senza stravolgerne l'architettura computazionale, gli eventuali sviluppi futuri potrebbero indirizzarsi verso due direzioni:

- Integrazione dati di natura macroeconomica (Debito/PIL).

Per superare il limite dell'isolamento informativo delle catene di Markov, una prima estensione consiste nel suddividere il campione dei 27 paesi in due sotto-gruppi omogenei definiti sulla base del rapporto Debito/PIL (ad esempio, un gruppo per i

paesi con Debito/PIL inferiore al 100% e uno per quelli superiori). Calcolando le matrici di transizione e gli spread medi storici separatamente per i due gruppi, la simulazione Monte Carlo integrerebbe la salute fiscale reale delle nazioni, verificando se la frammentazione strutturale tenda a radicarsi maggiormente a causa della divergenza dei fondamentali di finanza pubblica.

- Stress test predittivo tramite matrici di transizione condizionate.

La proiezione dell'indice di Theil per il triennio successivo si basa su una matrice di transizione calcolata come media dell'intero periodo storico, un approccio che tende a diluire l'impatto delle grandi turbolenze passate. Uno sviluppo futuro di immediata applicazione computazionale è rappresentato dallo stress test di scenario. L'approccio consiste nell'isolare all'interno del data set un periodo di forte instabilità (come il blocco temporale 2011-2013 corrispondente alla crisi dei debiti sovrani) e stimare una matrice di transizione condizionata esclusivamente a quella fase di stress. Il confronto grafico e numerico con lo scenario di base permetterebbe di valutare la resilienza dell'Eurozona di fronte a un ipotetico ritorno delle tensioni finanziarie.

In conclusione, l'impianto metodologico e i riscontri empirici presentati in questo studio suggeriscono che l'analisi della frammentazione tragga beneficio da un approccio integrato. Se le metriche statistiche tradizionali mantengono inalterata la

loro efficacia nel descrivere i livelli assoluti dei prezzi e la variabilità nominale quotidiana del mercato, l'indice di Theil e le estensioni stocastiche basate sulla finanza entropica si propongono come strumenti complementari per intercettare le asimmetrie strutturali e proporzionali del rischio.

Il modello complessivo, pur evidenziando una tendenza del sistema a stabilizzarsi verso un regime di variabilità confinata e governabile, conferma l'utilità di disporre complementariamente di bussole analitiche non lineari per monitorare i reali mutamenti qualitativi del credito e le dinamiche di coesione interna all'Eurozona.

7. BIBLIOGRAFIA, RIFERIMENTI E SITOGRAFIA

Attinasi, M.G., Checherita, C. e Nickel, C., 2011. *What explains sovereign risk premia in the euro area? Public finances versus financial sector stability*. Journal of International Money and Finance, 30(7), pp. 1557-1577.

Banca d'Italia, 2020. *L'economia per tutti*. Roma: Banca d'Italia.

Billingsley, P., 1961. *Statistical methods in Markov Chains*. Annals of Mathematical Statistics, 32(1), pp. 12–40.

Capizzi, V., 2011. *I rating e le agenzie di rating*. Milano: EGEA.

D'Amico, G., Di Biase, G. e Manca, R., 2012. *Income inequality dynamic measurement of Markov models: Application to some European countries*. Economic Modelling, 29(5), pp. 1598–1602.

D'Amico, G., Di Biase, G. e Manca, R., 2014. *Decomposition of the population dynamic Theil's entropy and its application to four European countries*. Hitotsubashi Journal of Economics, 55, pp. 229–239.

D'Amico, G., Scocchera, A. e Storchi, G., 2018. *Financial risk distribution in European Union*. Chieti: Dipartimento di Farmacia, Università "G. D'Annunzio".

De Grauwe, P., 2019. *Economia dell'Unione Monetaria*. Bologna: Il Mulino.

De Grauwe, P. e Ji, Y., 2013. *Self-fulfilling crises in the Eurozone: An empirical test*. *Journal of International Money and Finance*, 34, pp. 15-36.

Feller, W., 1968. *An Introduction to Probability Theory and Its Applications*. New York: John Wiley & Sons.

Fuertes, A. e Kalotychou, E., 2007. *On sovereign credit migration: A study of alternative estimators and rating dynamics*. *Computational Statistics & Data Analysis*, 51(7), pp. 3448–3469.

Glasserman, P., 2003. *Monte Carlo Methods in Financial Engineering*. New York: Springer Science & Business Media.

Hull, J.C., 2018. *Options, Futures, and Other Derivatives*. Edimburgo: Pearson Education.

Jarrow, R.A., Lando, D. e Turnbull, S.M., 1997. *A Markov model for the term structure of credit risk spreads*. *The Review of Financial Studies*, 10(2), pp. 481-523.

Lando, D., 2004. *Credit risk modeling: theory and applications*. Princeton: Princeton University Press.

Lando, D. e Skødeberg, T.M., 2002. *Analyzing rating transitions and rating drift with continuous-time Markov chains*. *Journal of Banking & Finance*, 26(2-3), pp. 423-444.

Lane, P.R., 2022. *The transmission of monetary policy*. Speech at the SUERF, Cernobbio.

Metropolis, N. e Ulam, S., 1949. *The Monte Carlo Method*. *Journal of the American Statistical Association*, 44(247), pp. 335–341.

Mishkin, F.S., Eakins, S.G. e Forestieri, G., 2007. *Istituzioni e mercati finanziari*. Milano: Pearson Italia.

Ormos, M. e Zibriczky, D., 2014. *Entropy-based financial asset pricing*. PLoS ONE, 9(12), pp. 115-742.

Reinhart, C.M. e Rogoff, K.S., 2009. *This time is different: Eight centuries of financial folly*. Princeton: Princeton University Press.

Robert, C. P., & Casella, G., 2004. *Monte Carlo Statistical Methods*. Springer Science & Business Media

S&P Global Ratings, 2019. *Sovereign Rating Methodology*. New York: S&P Global Inc.

Samuelson, P.A., 1965. *Rational Theory of Warrant Pricing*. Industrial Management Review, 6(2), pp. 13-32.

Serino, A., 2021. BTP. *La guida completa. Dal risparmio all'investimento speculativo*. Milano.

Shannon, C.E. e Weaver, W., 1949. *The Mathematical Theory of Communication*. Urbana: University of Illinois Press.

Sorkin, A.R., 2013. *Il crollo. Too Big to Fail*. Novara: De Agostini.

Theil, H., 1967. *Economics and Information Theory*. Amsterdam: North-Holland Publishing Company.

Wei, J.Z., 2003. *A multi-factor, credit migration model for sovereign and corporate debts*. Journal of International Money and Finance, 22, pp. 709–335.

Zunino, L., Fernández Bariviera, A., Guercio, M.B., Martinez, L.B. e Rosso, O.A., 2012. *On the efficiency of sovereign bond markets*. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 391(18), pp. 4342–4349.

Countryeconomy, 2026. Fitch - *Sovereign Credit Ratings*. Disponibile all'indirizzo: <https://countryeconomy.com/>

Eurostat, 2026. *EMU convergence criterion bond yields - monthly data*. Commissione Europea. Disponibile all'indirizzo: <https://ec.europa.eu/eurostat>

Trading Economics, 2026. *Sovereign Credit Ratings - Moody's and S&P*. Disponibile all'indirizzo: <https://tradingeconomics.com/>