

3. Oltre le aree interne italiane: un'analisi multidimensionale dello spopolamento dei comuni siciliani

Francesca Bitonti

Abstract

I processi di spopolamento delle aree interne italiane, alimentati da dinamiche migratorie verso i centri urbani e da difficoltà socioeconomiche locali, richiedono strumenti analitici in grado di cogliere la complessità territoriale. La Strategia Nazionale per le Aree Interne (SNAI), pur fondamentale, si basa unicamente sulla distanza spaziale dai servizi essenziali e trascura dimensioni demografiche e socio-ambientali cruciali. Per superare tali limitazioni, il presente studio adotta un approccio data-driven che integra il concetto di demografia potenziale – misurata come variazione percentuale degli Anni Potenziali di Vita in età lavorativa – con indicatori di fragilità comunale. Applicando modelli di regressione a miscele finite si identificano due profili latenti di comuni siciliani: uno caratterizzato da un declino demografico marcato e da forti pressioni antropiche; l'altro, più omogeneo, con calo attenuato e condizioni socio-ambientali relativamente più favorevoli. L'analisi conferma l'esistenza di un netto gradiente spaziale nelle probabilità di appartenenza ai due cluster, ma dimostra come il metodo applicato sia in grado di offrire una segmentazione multidimensionale per politiche territoriali mirate ed efficaci.

1. Introduzione

Negli ultimi decenni si assiste, in numerose regioni del mondo, a processi di spopolamento indotti da mutamenti nei cicli economici, che si abbattono con particolare forza sulle aree caratterizzate da una morfologia che ne rende impervia l'accessibilità, dove le possibilità di riconversione produttiva e di adeguamento tecnologico risultano più complesse. Eventi come il boom economico e industriale del secondo dopoguerra e la crisi economica globale del 2011 hanno accentuato la polarizzazione territoriale: le attività produttive e, conseguentemente, le forze lavoro si sono concentrate nelle grandi aree urbane e nei poli industriali in grado di offrire redditività superiore (Mazza et al. 2018). Tale riassetto ha innescato fenomeni di de-antropizzazione nelle zone marginali, caratterizzate da difficoltà di accesso ai servizi essenziali, alle infrastrutture digitali e di trasporto. L'emigrazione continua, prevalentemente di individui in età lavorativa, ha profondamente trasformato la struttura demografica dei territori di origine. Sullo sfondo di questi cambiamenti, si colloca la seconda transizione demografica, descritta da Lesthaeghe e van de Kaa a partire dagli anni '70: essa include una fecondità costantemente inferiore al livello di sostituzione, nuove forme di convivenza non matrimoniali, la dissociazione fra matrimonio e procreazione e l'assenza di popolazioni stabili (Lesthaeghe & van de Kaa, 1986; van de Kaa, 1987; Lesthaeghe & Surkyn, 1988; Lesthaeghe, 1995). Nei territori demograficamente più fragili, dove l'emigrazione di giovani e adulti è elevata, queste dinamiche aggravano la sostenibilità locale: l'aumento della longevità porta a un invecchiamento marcato, che non trova compensazione nella quasi inesistente migrazione di sostituzione. Il risultato è un calo della natalità e un innalzamento dei tassi di mortalità, che alimentano ulteriormente lo spopolamento (Collantes & Pinilla, 2004).

Lo spopolamento non è solo un processo che si autoalimenta, ma amplifica la contrazione di servizi pubblici e privati, riduce gli investimenti e genera perdita di posti di lavoro, creando un circolo vizioso di marginalizzazione delle aree meno resistenti ai cambiamenti economici e tecnologici (Franklin, 2021).

Nonostante differenze socioeconomiche, culturali e geografiche, e indipendentemente dai criteri utilizzati per identificarle (come le “*inner peripheries*” a livello UE (ESPON, 2017b), le “aree interne” in Italia (Barca et al., 2014) o le “*Kaso chiiki*” in Giappone (Feldhoff, 2011)), fenomeni analoghi di contrazione demografica cronica si riscontrano in molte parti del mondo. Si pensi alle contee rurali del Midwest e delle Grandi Pianure americane, sede di un lungo processo di “*rural flight*” dovuto all’automazione agricola e alla conseguente diminuzione della domanda di lavoro locale (Leistritz & Ekstrom, 1986; Butler et al., 2020; Johnson et al., 2005; Johnson & Lichter, 2019; Leonard & Gutmann, 2005; Lichter & Johnson, 2020; Nickels & Day, 1997). Analogamente, le aree rurali cinesi mostrano flussi migratori in uscita dei giovani, con invecchiamento e marginalizzazione di chi rimane (Cheng et al., 2019; Feng et al., 2020). In Giappone, le zone montuose e molte isole, designate come “*Kaso chiiki*” (aree fortemente spopolate), registrano una diminuzione demografica persistente fin dagli anni ‘60, in un contesto nazionale di super-invecchiamento, dove una persona su dieci ha oltre ottant’anni (Fukuda & Okumura, 2020; Inoue et al., 2022; Kim, 2021; Muramatsu & Akiyama, 2011; Shiode et al., 2014). In Europa, lo spopolamento riguarda sia paesi del bacino del Mediterraneo, come Spagna (Matanle et al., 2022; Pinilla & Sáez, 2017) e Italia (Basile & Cavallo, 2020; Reynaud & Miccoli, 2018; Scrofani & Accordino, 2023), sia realtà dell’Europa settentrionale e continentale, quali Germania (Gregory & Patuelli, 2015), Paesi Bassi (Ubels et al., 2019), Polonia (Bański & Mazur, 2016) e Regno Unito (Bibby & Shepherd, 2004), nonché aree orientali come Lituania (Daugirdas & Pociute-Sereikiene, 2018) e Montenegro (Mickovic et al., 2020).

Le trasformazioni demografiche legate allo spopolamento sollevano importanti sfide sociali, economiche e culturali. Uno strumento cruciale in grado di fornire una misura prospettica della vitalità di una popolazione o di un suo sottocomponente è il potenziale demografico della forza lavoro. Tale indicatore è definito come il contributo attuale e futuro delle coorti dai 0 ai 65 anni alla produttività e alla vitalità economica dei territori, che ogni area dovrebbe raggiungere per affrontare le sfide dei prossimi decenni (Blangiardo, 2013).

Nel contesto italiano, a partire dal 2014, è stata avviata la cosiddetta Strategia Nazionale per le Aree Interne (SNAI), una politica governativa per lo sviluppo e la coesione territoriale volta a contrastare la marginalizzazione e il declino demografico nei territori più marginali e a rischio di spopolamento – le cosiddette “Aree Interne” (AI) – e definita dall’Accordo di partenariato 2014-2020 approvato con decisione della Commissione Europea il 29 ottobre 2014 (Barca et al., 2014). Nello specifico, la SNAI si serve di un processo di classificazione territoriale basato sulla distanza dai centri dei servizi essenziali per definire i comuni in base al livello di “internalità” registrato. Nonostante il dichiarato obiettivo della SNAI, diversi autori rimarcano la rigidità dell’approccio operativo, definito in sede centrale, che non permette di cogliere l’eterogeneità delle condizioni intraregionali, e la scarsa coerenza della classificazione SNAI rispetto alle specificità dei contesti locali (Bitonti e Mazza, 2025; Scrofani e Accordino, 2023). Le aree interne non sono omogenee: alcuni comuni rispondono meglio alla vicinanza a servizi di base (sanità, istruzione), altri traggono maggior vantaggio da reti di trasporto o infrastrutture digitali. Si ravvisa inoltre una perdita di informazione spaziale continua dovuta alla natura stessa della classificazione che, categorizzando in maniera discontinua il territorio, implica una inevitabile perdita di dettagli spaziali, penalizzando soprattutto aree con morfologie complesse (Scrofani e Accordino, 2023). Infine, Vendemmia et al. (2022) evidenziano la ridotta multidimensionalità della SNAI che trascura indicatori di coesione sociale, tessuto economico locale e infrastrutture digitali, essenziali per cogliere le potenzialità delle aree marginali. In particolare, la focalizzazione su tre diritti fondamentali – mobilità, istruzione e sanità – è considerata uno schema troppo ridotto per cogliere le molteplici forme di marginalità territoriale.

Il presente lavoro si prefigge di ovviare, almeno parzialmente, alle suddette criticità intrinseche della classificazione SNAI attraverso l’implementazione di misture di regressione che mettano in relazione il potenziale demografico dei territori con le condizioni socioeconomiche che li caratterizzano. Queste ultime sono considerate sulla base degli indicatori elementari che compongono l’Indice Composito di Fragilità Comunale (IFC). L’IFC, calcolato dall’Istat a partire dal 2018, sintetizza il grado di

vulnerabilità dei comuni intesa come l'esposizione di un territorio ai rischi di origine naturale e antropica e a condizioni di criticità connesse con le principali caratteristiche demo-sociali della popolazione e del sistema economico-produttivo.

L'adozione di un modello a misture di regressione, anziché limitarsi a usare "a pioggia" la sola classificazione SNAI per segmentare i comuni, offre diversi vantaggi. Il modello a misture permette di scoprire gruppi "nascosti" (o classi latenti o cluster) di comuni che condividono dinamiche simili tra potenziale demografico e indicatori socioeconomici, anche al di là delle etichette SNAI. Inoltre le misture permettono di effettuare stime differenziate dei coefficienti che riflettono l'associazione tra le condizioni socioeconomiche e il potenziale demografico. Nello specifico ogni gruppo ha la propria regressione: ad esempio, in un cluster il reddito pro-capite può avere un effetto molto forte sul potenziale demografico, in un altro un effetto trascurabile. Inoltre, nel modello proposto la classificazione SNAI entra come variabile che spiega la probabilità di appartenenza a ciascun gruppo latente invece di vincolare rigidamente i comuni a classi discrete. Questo aiuta a capire quanto e come la SNAI, insieme agli indicatori socioeconomici, influenzi la formazione dei "nuovi" cluster, restituendo un'immagine più sfumata e multidimensionale. Le misture infatti gestiscono bene eterogeneità, *outlier* e relazioni non lineari mentre con la sola SNAI si rischia di non cogliere sottogruppi che, pur classificati allo stesso modo, reagiscono in maniera diversa a cambiamenti socioeconomici. Da ultimo, ma non minore per importanza, un'analisi per cluster "*data-driven*" evidenzia i fattori maggiormente rilevanti per ciascun gruppo di comuni (es. disoccupazione, accesso a banda larga, infrastrutture), consentendo interventi politici e sociali calibrati.

Partendo da queste premesse, il presente studio si propone di: 1. Mappare il potenziale demografico della forza lavoro nei comuni siciliani, utilizzando indicatori classici della demografia potenziale per evidenziare le diversità territoriali; 2. Riclassificare i territori andando oltre le rigidità della SNAI al fine di identificare gruppi di aree omogenee rispetto alle condizioni socioeconomiche che le caratterizzano.

La struttura del lavoro è la seguente: il paragrafo successivo presenta brevemente il quadro della SNAI e i criteri classificatori sottostanti, il terzo paragrafo descrive le metodologie implementate per l’analisi statistica, il quarto illustra i dati utilizzati e il contesto geografico studiato, il quinto paragrafo discute i risultati e l’ultimo chiude il lavoro con i commenti finali.

2. La Strategia Nazionale per le Aree Interne

Ispirandosi al concetto di “periferie interne” proposto dall’UE (ESPON, 2017a), la SNAI, avviata in Italia nel 2012 e poi implementata a partire dal 2014, ha declinato tale visione individuando le cosiddette “Aree Interne” (AI), basandosi unicamente sulla prossimità dei comuni ai servizi essenziali (Barca et al., 2014). La SNAI classifica ciascun comune in funzione della distanza dai centri principali, definiti “poli”, individuati come quei comuni in grado di offrire contemporaneamente: a) un ospedale con pronto soccorso; b) una rete di scuole secondarie sufficientemente estesa; c) una stazione ferroviaria (livello argento italiano). Successivamente, i restanti comuni vengono classificati secondo il tempo di percorrenza stradale ideale necessario per raggiungere il polo più vicino:

- Aree cintura: percorrenza inferiore a 20 minuti;
- Aree intermedie: tra 20 e 40 minuti;
- Aree periferiche: tra 40 e 75 minuti;
- Aree ultra-periferiche: oltre 75 minuti.

Le AI comprendono tutte le località con tempo di viaggio superiore a 20 minuti (ovvero aree intermedie, periferiche e ultra-periferiche). Le distanze sono calcolate in termini di durata di viaggio, ipotizzando condizioni di percorrenza ottimali. Dopo la prima classificazione del 2014, nel 2022 è stata rilasciata una versione aggiornata per gli stessi comuni (avviata già nel 2020). La metodologia è rimasta invariata: i poli sono stati rideterminati secondo i criteri originari, mentre i tempi di viaggio sono stati ricalcolati grazie a strumenti GIS avanzati e a dati più dettagliati.

3. Metodi

La demografia potenziale

Secondo l'approccio della demografia potenziale, il "futuro" di una popolazione può essere interpretato come una vera e propria risorsa economica: più sono gli anni di vita potenzialmente disponibili (grazie a un'età media bassa e a condizioni di buona salute), maggiore è la ricchezza demografica e, di conseguenza, il potenziale economico del gruppo considerato (Blangiardo & Rimoldi, 2012). Per quantificare questo "capitale futuro" si ricorre agli Anni Potenziali di Vita (APV), ideati da Hersch (1944) e definiti come la somma delle speranze di vita di tutti gli individui di una popolazione. In ciascun anno gli APV crescono per effetto delle nascite e delle migrazioni nette, mentre diminuiscono per il semplice passare del tempo che "consuma" un anno di vita potenziale, e per i decessi (Blangiardo, 2012). L'intuizione di Hersch è la seguente: un individuo di età x contribuisce al totale dei suoi APV con la propria aspettativa di vita residua e_x (Panush & Peritz, 1996). Se P_x indica il numero di persone di età x , allora l'aggregato degli anni potenziali di vita di una popolazione si calcola come:

$$APV = \frac{1}{2} \sum_{x=0}^{100+} P_x (e_x + e_{x+1}) \quad (1)$$

gli APV possono essere suddivisi in diversi modi significativi. Quindi, seguendo l'approccio di Panush & Peritz (1996), gli APV trascorsi in età lavorativa sono:

$$APV_L = \frac{1}{2} \sum_{x=20}^{64} [P_x (e_{x:65-x} + e_{x+1:65-x-1})] + e_{20:65-20} \cdot l_{20} \sum_{x=0}^{19} P_x L_x^{-1} \quad (2)$$

dove $e_{x:65-x}$ è il numero atteso di anni vissuti prima dei 65 anni da un individuo di età x , l_{20} sono i sopravviventi a 20 anni e L_x sono gli anni vissuti all'età x . Gli APV possono essere considerati come gli anni di vita totali che una popolazione in un determinato istante di tempo ha la probabilità di vivere in futuro. Le misure tradizionali dell'invecchiamento demografico, come gli indici di dipendenza degli anziani rispetto alla popolazione in età lavorativa o ai giovani, sono comunemente impiegate come proxy della dipendenza economica. Tuttavia, per cogliere in modo più accurato il prolungarsi della speranza di vita nelle diverse coorti, si

possono adottare indicatori quali gli APV_L. Questi consentono di attenuare l'impatto di eventuali variazioni brusche negli indici di dipendenza classici, che derivano esclusivamente dalla struttura per età della popolazione analizzata. Il concetto di APV è già stato utilizzato per dare rilievo alla visione prospettica delle condizioni demografiche attuali delle aree interne e della loro potenziale ricaduta sulla sostenibilità socioeconomica futura delle aree più a rischio (Bitonti & Mazza, 2025). Questo lavoro estende l'utilizzo degli strumenti di demografia potenziale mettendoli a diretto confronto con le dinamiche socioeconomiche dei territori al fine di individuare gruppi latenti di zone con livelli omogenei di stress sociodemografico.

Le misture di regressione

Molti ambiti delle scienze sociali riconoscono l'esistenza di eterogeneità negli effetti dei predittori sulle variabili di *outcome* (Bauer, 2011). L'evidenza teorica ed empirica suggerisce che gli effetti differenziali sono nella maggior parte dei casi molto articolati e difficilmente riconducibili a un singolo fattore (Van Horn et al., 2015). Definiamo "effetti differenziali" la condizione in cui la relazione tra un predittore, *x*, e un *outcome*, *y*, varia all'interno di specifici sottoinsiemi di individui. L'analisi di tali effetti risulta complicata se l'eterogeneità degli effetti è complessa (Bauer, 2011; Boyce et al., 1998), ad esempio qualora dipenda da molteplici predittori, da misure imperfette o dal variare della forma e dell'intensità dell'associazione in corrispondenza di diversi livelli dei fattori considerati.

Per esplorare in modo più completo queste dinamiche, sono nate diverse tecniche esplorative, fra cui i modelli a mistura di regressione. I modelli mistura utilizzano una variabile latente categorica (classe latente) per descrivere la struttura sottostante (medie e covarianze) dei dati osservati (MacLachlan & Peel, 2000; Magidson & Vermunt, 2004). Tali modelli ipotizzano che la distribuzione complessiva della popolazione emerga dalla combinazione di sottopopolazioni, ciascuna con una propria distribuzione. Il modello associato a una variabile di classe latente include il numero di classi (componenti della mistura), la prevalenza di ciascuna (pesi di

mistura) e le caratteristiche distributive che ne distinguono le classi, ad esempio medie e varianze.

Si consideri un campione di n individui misurati su una variabile continua, dove y_i è il valore osservato di y per il soggetto i . La densità di probabilità di y è modellata come miscela di K classi, definite da una variabile latente $C = 1, \dots, K$; K è fissato a priori, mentre i pesi di mistura π_1, \dots, π_K (prevalenze di ciascuna classe) devono soddisfare $\pi_k > 0$ per ogni k e $\sum_{k=1}^K \pi_k = 1$. La densità $f_Y(\cdot)$ si esprime come somma pesata di densità condizionate (cioè specifiche per ogni classe) $f_{Y|k}(\cdot) = \Pr(Y|C = k)$:

$$f(y|\varphi) = \sum_{k=1}^K (\pi_k \cdot f_k(y_k|\theta_k)) \quad (3)$$

dove $\varphi = (\pi, \Theta)$ è il vettore dei parametri da stimare, con $\pi = (\pi_1, \dots, \pi_K)$ e $\Theta = (\theta_1, \dots, \theta_K)$, ciascun θ_k comprendente i parametri della distribuzione per la classe k . Generalmente si assume che tutte le componenti appartengano alla stessa famiglia parametrica, di norma la famiglia normale, per cui θ_k include media e varianza di classe k . Le stime di massima verosimiglianza per φ si ottengono tramite l'algoritmo *expectation–maximization* (EM) (Muthén & Shedden, 1999). È possibile includere predittori dell'appartenenza di classe nel modello di stima di φ . Dato un insieme di Q covariate, con z_{iq} valore di z_q per l'individuo i , la probabilità di appartenenza alla classe k si esprime mediante regressione multinomiale:

$$\Pr(c_i = k | \mathbf{z}_i) = \frac{\exp(\alpha_k + \sum_{q=1}^Q \gamma_{qk} z_{iq})}{\sum_{s=1}^K \exp(\alpha_s + \sum_{q=1}^Q \gamma_{qs} z_{iq})} \quad (4)$$

in cui la classe K è scelta come riferimento con $\alpha_K = \gamma_K = 0$. Nei modelli di regressione a mistura, la variabile latente di classe cattura l'eterogeneità discreta nei coefficienti di regressione di uno o più predittori x sull'esito y . Le misture di regressione espandono l'eq.(3) modellando la distribuzione condizionata di una variabile aleatoria y , dato il predittore x , $f_{Y|x}(\cdot) = \Pr(Y|X = x)$, descritta da una mistura di K componenti, ciascuna con distribuzione condizionata $f_{Y|x,k}(\cdot) = \Pr(Y|X = x, C = k)$, descritta da una regressione lineare normale:

$$y_{ik} = \beta_{0k} + \beta_{xk} x_{ik} + \varepsilon_{ik} \quad (5)$$

dove y_{ik} è la variabile dipendente continua per l'individuo i nella classe k , x_{ik} il corrispondente valore di x e ε_{ik} l'errore casuale con $\varepsilon_{ik} \sim N(0, \sigma_k^2)$. La determinazione del numero di componenti k si ottiene valutando un

appropriato criterio di selezione basato sulla verosimiglianza su un intervallo ragionevole di valori di k , e scegliendo quindi il valore che ottimizza tale criterio. Nell'analisi è stato impiegato il *Bayesian Information Criterion* (BIC) (Schwarz, 1978). I modelli mistura sono stati stimati implementando il tradizionale algoritmo EM tramite funzioni *ad hoc* contenute nella libreria "flexmix" (Gruen & Leisch. 2025; Leisch. 2004) sul software R (R Core Team. 2025). La classificazione SNAI è stata inserita nel modello come variabile concomitante al fine di elucidare al meglio le caratteristiche dei singoli gruppi.

Dati e area geografica di studio

Per il calcolo degli APV_L sono stati utilizzati i dati di popolazione relativi al 2018 e 2021 delle ricostruzioni intercensuarie operate dall'Istat e liberamente disponibili nella *repository online* DemoIstat.it. I dati riguardanti la classificazione SNAI dei comuni siciliani sono stati di fonte SNAI e disponibili sulla piattaforma online dedicata.

Gli indicatori della fragilità comunale

L'Indice Composito di Fragilità Comunale (IFC) sintetizza il grado di vulnerabilità dei comuni, al fine di evidenziare quelli maggiormente esposti a rischi specifici e di monitorarne l'evoluzione nel tempo. L'IFC, calcolato dall'Istat a partire dal 2018 (<https://www.istat.it/indice-di-fragilità-comunale-ifc/>), è costruito aggregando dodici indicatori elementari, che coprono le principali dimensioni ambientali, territoriali e socioeconomiche alla base della fragilità comunale. Il concetto di fragilità qui adottato riflette l'esposizione del territorio sia ai pericoli naturali (frane, dissesti idrogeologici) sia ai fattori di pressione antropica, oltre alle caratteristiche demo-sociali (struttura per età, livello di istruzione, tassi di occupazione) e produttive (densità imprenditoriale, produttività del lavoro) della popolazione locale. Si veda l'Appendice A per la descrizione dei dodici indicatori elementari che compongono l'IFC. Per ovviare ai problemi di multicollinearità, gli indicatori utilizzati come covariate all'interno dei modelli di mistura sono stati selezionati tra tutti quelli sottostanti all'IFC seguendo una procedura di selezione che ha eliminato gli indicatori con un

indice di correlazione pari o superiore a +/-0.40. Gli indicatori considerati fanno riferimento al 2018 e sono stati normalizzati prima di essere utilizzati nella stima della mistura di regressione per poter controllare la variabilità nell'ordine di grandezza degli stessi.

La regione Sicilia secondo la SNAI

Nel 2020 la classificazione SNAI ([Dipartimento per le politiche di coesione - Mappa Aree Interne 2020 \(governo.it\)](#)) include 310 comuni siciliani su 390 tra le AI (evidenziati in verde nella Figura 1). Di questi, 34 sono definiti “ultra-periferici” e si collocano prevalentemente nelle zone interne nord-orientali e occidentali (escludendo le isole minori).

Tabella 1. Area e conteggio della popolazione nelle aree SNAI siciliane. Valori percentuali tra parentesi.

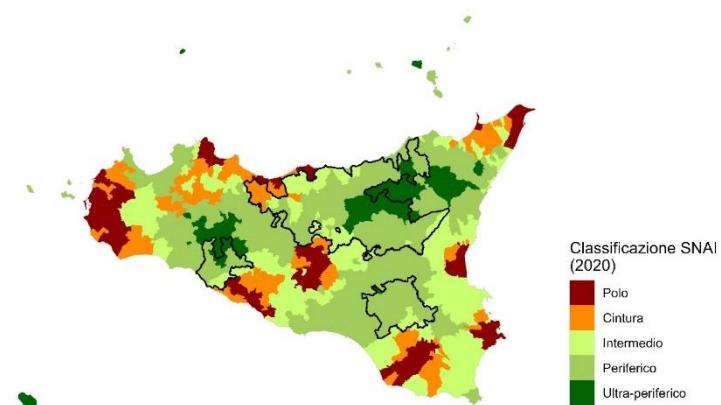
Classificazione SNAI	Area geografica (km ² – 2019)	Popolazione totale (2020)
Polo	2882.30 (11.16)	1758272 (36.38)
Cintura	3409.22 (13.20)	763426 (15.79)
Intermedio	6584.51 (25.50)	1151185 (23.82)
Periferico	10749.76 (41.61)	1059083 (21.91)
Ultra-periferico	2206.71 (8.53)	101739 (2.11)
Sicilia	25832.54 (100.00)	4833705 (100.00)

Fonte: elaborazione degli autori su dati Istat.

Nel 2020 le AI coprivano il 75,64 % della superficie regionale e ospitavano il 47,84 % della popolazione residente (Tabella 1), a conferma della loro rilevanza sia geografica sia demografica. Negli ultimi decenni, in Sicilia la spinta verso la globalizzazione economica e l'espansione urbana ha esacerbato il divario tra le città metropolitane costiere – Palermo, Catania e Messina – dotate di un'offerta articolata di servizi pubblici e privati, e le zone interne, tradizionalmente vociate all'agricoltura (Scrofani & Novembre, 2015). Queste aree risultano spesso difficilmente accessibili, poco note ai visitatori stranieri e soggette a marginalità economica e culturale. I dati dei censimenti degli ultimi trent'anni mostrano un progressivo fenomeno di concentrazione della popolazione lungo le coste

settentrionali e orientali, soprattutto in prossimità dei principali centri urbani (Bitonti et al., 2023). Tale dinamica ha accentuato la polarizzazione territoriale, lasciando le aree interne sempre più isolate, scarsamente popolate e quasi prive di servizi di base.

Figura 1. Classificazione SNAI dei comuni siciliani nel 2020



Fonte: elaborazione degli autori su dati SNAI.

Note: confini delle Aree Progetto in nero; per facilitare la rappresentazione, alcune isole siciliane sono state rimosse dalla figura attuale.

Nei territori interni della Sicilia, lo spopolamento sta determinando due fenomeni demografici chiave: da un lato, l'aumento del rapporto tra popolazione anziana e popolazione in età lavorativa; dall'altro, un progressivo assottigliamento delle coorti giovani, ossia di quelle classi di età che costituiscono il principale serbatoio per il rinnovamento socioeconomico futuro delle comunità locali. Quest'ultima dinamica accentua le deformazioni nella struttura per età degli abitanti rimasti, poiché la riduzione dei giovani ne compromette la capacità rigenerativa, spingendo l'assetto demografico verso un invecchiamento sempre più marcato. Le trasformazioni in atto comportano conseguenze sociali, economiche e culturali di lungo periodo, che richiedono un'attenzione mirata (Bitonti, in pubblicazione).

4. Risultati

Il modello è stato calibrato sui dati considerando un numero di gruppi compreso tra 1 e 10. Il numero ottimale di componenti (o gruppi), come di consueto nella letteratura sulle misture di regressioni, viene scelto tramite il BIC. Secondo questo criterio, il numero migliore di componenti della mistura risulta essere 2. I parametri stimati sono mostrati nella Tabella 2. L'ultima riga di tale tabella riporta la dimensione relativa dei gruppi. Poiché la variabile dipendente è la variazione percentuale dell' APV_L tra il 2018 e il 2021, i risultati della stima mostrano che, in media, un anno aggiuntivo di istruzione aumenta i guadagni di circa il 5,5 % per gli individui del primo gruppo, dell'1 % per quelli del secondo gruppo e risulta trascurabile per il terzo e il quarto gruppo. La dimensione relativa del primo gruppo indica che solo il 6 % dei lavoratori ottiene un buon rendimento dall'investimento in istruzione, mentre il resto del mercato riceve un ritorno basso o trascurabile. In Tabella 2 si osserva che la stima della miscela a due componenti del tasso di variazione percentuale di APV_L tra 2018 e 2019 identifica un primo sottogruppo (35.3 % dei comuni) caratterizzato da un declino medio marcato (intercetta = -7.62 %, $p < 0,001$), in cui la raccolta indifferenziata dei rifiuti urbani e il consumo di suolo esercitano un effetto positivo e significativo, mentre un maggiore rischio di frane e un più elevato tasso di occupazione contribuiscono a peggiorare ulteriormente il calo dell'APV_L. Al contrario, nel secondo gruppo (64.7 % dei comuni), meno eterogeneo ($\sigma = 1,78$) e con declino medio leggermente attenuato (intercetta = -7.08 %), spicca l'incremento demografico come unico driver trainante, mentre motorizzazione ad alta emissione e raccolta indifferenziata mostrano deboli effetti negativi. L'utilizzo di variabili concomitanti nel modello a miscela ci permette di caratterizzare il profilo dei quattro gruppi. La classificazione SNAI usata in tal senso indica infatti che, rispetto alle aree di cintura (categoria di riferimento), la collocazione in poli, aree intermedie, periferiche o ultra-periferiche è fortemente associata a una probabilità significativamente più alta di essere assegnati al secondo gruppo, sottolineando come le dinamiche territoriali seguano un gradiente spaziale marcato.

Tabella 2. Stime dei parametri per il modello mistura con k = 2.

		k = 1	k = 2
Covariate			
Intercetta		-7.6172***	7.0774***
Tasso di motorizzazione ad alta emissione		0.8355**	-0.3726**
Raccolta indifferenziata dei rifiuti urbani per abitante		1.633***	-0.2539*
Aree protette		0.1044	0.0164
Superficie a rischio di frane		-0.613*	-0.1273
Consumo del suolo		1.4312***	0.7559***
Tasso di occupazione (20-64 anni)		-0.4921*	0.0632
Tasso di incremento della popolazione		0.3867·	2.387***
Addetti in unità locali a bassa produttività di settore per l'industria e i servizi - (ventile) sigma		-0.5787*	-0.3338*
		2.9387	1.7766
Variabili concomitanti			
Intercetta		0	-0.7989**
Polo		0	2.7835**
Area intermedia		0	1.2397***
Area periferica		0	1.0381***
Area ultra-periferica		0	1.2091**
Dimensione relativa dei gruppi		0.3529	0.6471

Note: I livelli di significatività sono codificati nel seguente modo: *** 0.001; ** 0.01; * 0.05; · 0.1 · 1.

Sfruttando le probabilità a posteriori (*maximum likelihood probabilities*), è stato inoltre possibile assegnare i comuni ai due gruppi per creare le Tabelle 4, 5 e 6. I risultati contenuti in tali tavole contribuiscono a delineare con maggior chiarezza due profili territoriali distinti tra i comuni siciliani. In primo luogo, la Tabella 4 mostra come il gruppo 1 (35.3 % dei comuni) registri una variazione media di APV_L pari a -7.683 %, più marcata rispetto

al gruppo 2. Al contempo, nel primo cluster emergono pressioni antropiche più intense, con un consumo di suolo medio positivo e un tasso di incremento demografico anch'esso in controtendenza, mentre il tasso di occupazione e la raccolta indifferenziata risultano inferiori alla media. Nel gruppo 2, al contrario, il consumo di suolo e l'incremento demografico sono sotto la media, mentre raccolta indifferenziata e tasso di occupazione mostrano valori leggermente superiori, a testimonianza di una situazione economica meno critica e di pressioni ambientali più moderate.

Tabella 3. Valori medi dei gruppi

Gruppi	1	2
APV _L (variazione %)	-7.683	-7.176
Tasso di motorizzazione ad alta emissione	0.025	-0.014
Raccolta indifferenziata dei rifiuti urbani per abitante	-0.014	0.008
Aree protette	-0.008	0.004
Superficie a rischio di frane	-0.005	0.003
Consumo del suolo	0.061	-0.033
Tasso di occupazione (20-64 anni)	-0.061	0.033
Tasso di incremento della popolazione	0.081	-0.044
Addetti in unità locali a bassa produttività di settore per l'industria e i servizi - (ventile)	0.010	-0.005

In secondo luogo, l'analisi delle frequenze condizionate di SNAI sui gruppi (Tabella 5) evidenzia come il primo gruppo sia prevalentemente costituito da comuni cintura (41.3 %) e aree periferiche (33.3 %), con una presenza quasi nulla di poli urbani (0.7 %), mentre il secondo gruppo include un'incidenza più alta di poli (5.1 %) e di aree ultra-periferiche (11.1 %), nonché una quota rilevante di aree intermedie (36.4 %), a suggerire che i territori meno soggetti a spopolamento si collocano soprattutto in contesti urbani, semi-urbani o anche in alcune zone marginali.

Tabella 4. Frequenze condizionate delle categorie della variabile concomitante dati i gruppi (latenti)

Gruppi	Poli	Cinture	Arearie intermedie	Arearie periferiche	Arearie ultra-periferiche
1	0.007	0.413	0.196	0.333	0.051
2	0.051	0.036	0.364	0.439	0.111
Campione	0.036	0.169	0.304	0.402	0.090

Infine, la Tabella 6 conferma che la classificazione SNAI predice in modo netto l’assegnazione ai gruppi: i comuni definiti “polo” hanno il 92.9 % di probabilità di appartenere al gruppo 2 (e solo il 7.1% al primo gruppo). Al contrario i comuni “cintura” risultano per l’86.4 % ascrivibili al gruppo 1. Analogamente, le aree intermedie, periferiche e ultra-periferiche mostrano maggior probabilità di inclusione nel gruppo 2, evidenziando come il modello a mistura, pur andando oltre la semplice etichettatura SNAI, confermi un forte gradiente spaziale nelle dinamiche demografiche dei comuni siciliani. In particolare, sembra emergere da un lato una tendenza omogenea per la maggior parte dei comuni (avvalorata dalla dimensione del secondo gruppo che pesa per il 65%), siano essi poli o aree interne, e dall’altro un andamento specifico per diversi comuni cintura appartenenti al primo gruppo.

Tabella 5. Frequenze condizionate di appartenenza ai gruppi (latenti) date le categorie della variabile concomitante

Gruppi	Poli	Cinture	Aree intermedie	Aree periferiche	Aree ultra-periferiche	Dimensione relativa del gruppo
1	0.071	0.864	0.227	0.293	0.200	0.353
2	0.929	0.136	0.773	0.707	0.800	0.647
Totale	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000

Dalla stima del modello emerge un quadro territoriale ben definito in cui i due cluster latenti si distinguono per intensità del declino demografico e per la loro distribuzione all'interno della classificazione SNAI. Nel primo cluster, caratterizzato da un calo più marcato di APV_L, si osservano pressioni antropiche più intense, mentre il secondo cluster presenta un declino meno severo e condizioni ambientali e socioeconomiche mediamente più favorevoli. L'analisi delle frequenze condizionate conferma che il primo gruppo è prevalentemente costituito da comuni classificati come cintura e periferia, mentre il secondo raggruppa soprattutto poli urbani e aree marginali. Infine, l'esame delle probabilità di appartenenza mostra come l'appartenenza a specifiche categorie SNAI sia un forte predittore della segmentazione: i poli urbani risultano quasi esclusivamente assegnati al cluster con declino attenuato, mentre le cinture si associano in gran parte al cluster con declino marcato, e anche le aree intermedie, periferiche e ultra-periferiche si collocano prevalentemente nel primo di questi due profili, sottolineando un chiaro gradiente spaziale nelle dinamiche demografiche dei comuni siciliani.

5. Conclusioni

La classificazione SNAI, pur offrendo un quadro operativo per la valutazione della distribuzione spaziale dei servizi essenziali, risulta rigida e incapace di cogliere l'eterogeneità intraregionale, perdendo informazioni spaziali continue e trascurando dimensioni socioeconomiche essenziali. Per questo motivo, il presente lavoro ha applicato modelli a misture di regressione “*data-driven*” in grado di rilevare classi latenti di comuni sulla base del potenziale demografico e di indicatori di fragilità comunale. I risultati confermano l'esistenza di due profili nettamente distinti: un primo cluster, caratterizzato da un declino del potenziale demografico particolarmente accentuato e da forti pressioni antropiche, che coincide prevalentemente con comuni di cintura e periferia, e un secondo cluster, più ampio, con declino attenuato e condizioni socio-ambientali più favorevoli, sovrapposto soprattutto a poli urbani e aree marginali. L'inclusione della variabile concomitante SNAI ha evidenziato un marcato gradiente spaziale nelle probabilità di appartenenza, dimostrando come il modello a misture non solo integri ma anche superi le limitazioni di un approccio classificatorio unidimensionale, offrendo uno strumento analitico avanzato per orientare politiche di sviluppo territoriale più mirate ed efficaci. Tuttavia, il presente studio presenta alcuni limiti da considerare. Innanzitutto, l'analisi è circoscritta ai soli comuni siciliani e a un arco temporale relativamente breve (2018–2021), il che riduce la generalizzabilità dei risultati all'intero contesto nazionale e non coglie possibili *trend* di più lungo periodo. La scelta delle covariate, seppure ampie e mirate, potrebbe essere integrata con indicatori addizionali (ad es. infrastrutture di servizio, reti di mobilità, variabili economiche settoriali) per affinare ulteriormente la caratterizzazione dei cluster. Inoltre il lavoro non ha potuto tenere conto dell'effetto della pandemia da COVID-19, la quale ha potenzialmente influenzato le dinamiche demografiche e socioeconomiche dei comuni analizzati. Infine, l'approccio a misture finite assume indipendenza spaziale dei casi, trascurando possibili *spill-over* o autocorrelazioni territoriali.

Tra le possibili estensioni future, si prevede di estendere l'analisi all'intero territorio italiano per verificare se emergano configurazioni diverse tra Nord e Sud, contribuendo a identificare modelli di

spopolamento e resilienza divergenti a scala nazionale. Un tale ampliamento consentirebbe anche di confrontare l'efficacia della SNAI con approcci *“data-driven”* in contesti economici e infrastrutturali eterogenei, nonché di esplorare soluzioni metodologiche ibride che integrino misture di regressione e modelli spaziali gerarchici per cogliere le interdipendenze spaziali tra comuni.

Bibliografia

- Bai X., Yao W., Boyer J. E. (2012). Robust fitting of mixture regression models. *Computational Statistics & Data Analysis*, 56, 2347-2359.
- Bański J., & Mazur M. (2016). Classification of rural areas in Poland as an instrument of territorial policy. *Land Use Policy*, 54, 1–17. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2016.02.005>
- Barca F., Casavola P., & Lucatelli S. (2014). Strategia nazionale per le aree interne: definizione, obiettivi, strumenti e governance (Vol. 31). Materiali UVAL.
- Bartolucci F., & Scaccia L. (2005). The use of mixtures for dealing with non-normal regression errors. *Computational Statistics & Data Analysis*, 48, 821-834.
- Basile G., & Cavallo A. (2020). Rural identity, authenticity, and sustainability in Italian inner areas. *Sustainability*, 12(3). <https://doi.org/10.3390/su12031272>
- Bauer D. J. (2011). Evaluating individual differences in psychological processes. *Current Directions in Psychological Science*, 20, 115-118.
- Bauer D. J., & Curran P. J. (2003a). Distributional assumptions of growth mixture models: Implications for overextraction of latent trajectory classes. *Psychological Methods*, 8, 338-363.
- Bauer D. J., & Curran P. J. (2003b). Overextraction of latent trajectory classes: Much ado about nothing? Reply to Rindskopf (2003), Muthén (2003), and Cudeck and Henly (2003). *Psychological Methods*, 8, 384-393.
- Bauer D. J., & Curran P. J. (2004). The integration of continuous and discrete latent variable models: Potential problems and promising opportunities. *Psychological Methods*, 9, 3-29.
- Bibby P., & Shepherd J. (2004). Developing a new classification of urban and rural areas for policy purposes—the methodology. National Statistics, 1–30. Retrieved from https://www.gov.uk/government/uploads/system/uploads/attachment_data/file/137655/rural-urban-definition-methodology-technical.pdf

- Bitonti F., Il potenziale demografico come strumento di indagine delle dinamiche di popolazione nelle aree interne siciliane. *Bollettino della Società Geografica Italiana* (in press).
- Bitonti F., & Mazza A. (2025). Rethinking Italian inner areas: lessons from the potential demography. *Rivista Italiana di Economia Demografia e Statistica*, 79(1), 175-186.
- Bitonti F., Mazza A., Mucciardi, M., & Scrofani, L. (2023). Urban transformations and the spatial distribution of foreign immigrants in Messina. In E. Brentari, M. Chiodi, & E. Wit (Eds.), *Models for Data Analysis. Selected papers of 49th Meeting of Italian Statistical Society* (pp. 53–67). Springer Proceedings in Mathematics & Statistics.
- Blangiardo G. C. (2012). Discovering the “Demographic GDP.” *Rivista Internazionale Di Scienze Sociali*, 1, 45–58.
- Blangiardo G. C. (2013). Italians of Today and Tomorrow: Awareness of Next Scenarios and Search of New Equilibrium. *Rivista Italiana Di Economia Demografia e Statistica*, LXVII(2), 9–20.
- Blangiardo G. C., & Rimoldi S. M. L. (2012). The potential demography: A tool for evaluating differences among countries in the European Union. *Genus*, 68(3), 63–81.
- Boyce W. T., Frank E., Jensen P. S., Kessler R. C., Nelson C. A., Steinberg L., & Mac Arthur Foundation Research Network on Psychopathology and Development. (1998). Social context in developmental psychopathology: Recommendations for future research from the MacArthur Network on Psychopathology and Development. *Development and Psychopathology*, 10, 143-164.
- Butler J., Wildermuth G. A., Thiede B. C., & Brown D. L. (2020). Population Change and Income Inequality in Rural America. *Population Research and Policy Review*, 39(5), 889–911. <https://doi.org/10.1007/s11113-020-09606-7>
- Cheng Y., Gao S., Li S., Zhang Y., & Rosenberg M. (2019). Understanding the spatial disparities and vulnerability of population aging in China. *Asia and the Pacific Policy Studies*, 6(1), 73–89. <https://doi.org/10.1002/app5.267>
- Collantes F., & Pinilla V. (2004). Extreme depopulation in the Spanish rural mountain areas: A case study of Aragon in the nineteenth and twentieth

- centuries. *Rural History*, 15(2), 149–166. Retrieved from <https://doi.org/10.1017/S0956793304001219>
- Daugirdas V., & Pociute-Sereikiene G. (2018). Depopulation tendencies and territorial development in Lithuania. *Regional Statistics*, 8(2), 46–68. <https://doi.org/10.15196/RS080203>
- ESPON. (2017a). Final Report. PROFECY - Processes, Features and Cycles of Inner Peripheries in Europe. Inner Peripheries: National territories facing challenges of access to basic services of general interest. Luxembourg. Retrieved from <https://www.espon.eu/inner-peripheries>
- ESPON. (2017b). PROFECY – Processes, Features and Cycles of Inner Peripheries in Europe. Applied Research. Final report. Version 07/12/2017, (December). Retrieved from https://www.espon.eu/sites/default/files/attachments/D5_Final_Report_PROFECY.pdf
- Feldhoff T. (2011). Retirement Migration and the (Re) population of Vulnerable Rural Areas : A Case Study of Date City (Hokkaidō , Japan). *Critical Planning*, Summer(January 2011), 32–49.
- Feng J., Hong G., Hu R., Qian W., & Shi G. (2020). Aging in China: An international and domestic comparative study. *Sustainability*, 12(5086). <https://doi.org/10.3390/su12125086>
- Franklin R. S. (2021). The demographic burden of population loss in US cities, 2000–2010. *Journal of Geographical Systems*, 23(2), 209–230. <https://doi.org/10.1007/s10109-019-00303-4>
- Fukuda S., & Okumura K. (2020). Regional convergence under declining population: The case of Japan. *Japan and the World Economy*, 55(July), 101023. <https://doi.org/10.1016/j.japwor.2020.101023>
- Gregory T., & Patuelli R. (2015). Demographic ageing and the polarization of regions—an exploratory space–time analysis. *Environment and Planning A*, 47(5), 1192–1210. <https://doi.org/10.1177/0308518X15592329>
- Grewal R., Chandrashekaran M., Johnson J., Mallapragada G. (2013). Environments, unobserved heterogeneity, and the effect of market orientation on outcomes for high-tech firms. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 41, 206-233.

- Gruen B., Leisch F. (2025). flexmix: Flexible Mixture Modeling. doi:10.32614/CRAN.package.flexmix; <https://CRAN.R-project.org/package=flexmix>
- Hersch L. (1944). De la démographie actuelle à la démographie potentielle. *Publications de la Faculté des Sciences Économiques et Sociales*, 8.
- Inoue T., Koike S., Yamauchi M., & Ishikawa Y. (2022). Exploring the impact of depopulation on a country's population geography: Lessons learned from Japan. *Population, Space and Place*, 28(5), 1–17. <https://doi.org/10.1002/psp.2543>
- Johnson K. M., & Lichter D. T. (2019). Rural Depopulation: Growth and Decline Processes over the Past Century. *Rural Sociology*, 84(1), 3–27. <https://doi.org/10.1111/ruso.12266>
- Johnson K. M., Voss P. R., Hammer R. B., Fuglitt G. V., & McNiven S. (2005). Temporal and spatial variation in age-specific net migration in the United States. *Demography*, 42(4), 791–812. <https://doi.org/10.1353/dem.2005.0033>
- Leisch F. (2004). FlexMix: A General Framework for Finite Mixture Models and Latent Class Regression in R. *Journal of Statistical Software*, 11(8), 1-18. doi:10.18637/jss.v011.i08
- Leistritz F. L., & Ekstrom B. L. (1986). Interdependencies of Agriculture and Rural Communities: An Annotated Bibliography. Garland Press, New York.
- Leonard S. H., & Gutmann M. P. (2005). Isolated Elderly in the U.S. Great plains. The roles of environment and demography in creating a vulnerable population. *Annales de Demographie Historique*, 110(2), 81–108. <https://doi.org/10.3917/adh.110.0081>
- Lesthaeghe R. (1995). The second demographic transition in Western countries. *Gender and Family Change in Industrialized Countries*. (K. Oppenheim Mason & A. Jensen, Eds.). Clarendon, Oxford.
- Lesthaeghe R., & Surkyn J. (1988). Cultural dynamics and economic theories of fertility change. *Popul Dev Rev*, 14(1), 1–45.
- Lesthaeghe R., & van de Kaa D. (1986). Tweedemografischetransities? [Two demographic transitions?]. *Bevolking-Groei en Krimp, Mens en*

- Maatschappij. (R. Lesthaeghe & D. van deKaa, Eds.). Deventer, The Netherlands, Van Loghum Slaterus.
- Lichter D. T., & Johnson K. M. (2020). A Demographic Lifeline? Immigration and Hispanic Population Growth in Rural America. *Population Research and Policy Review*, 39(5), 785–803. <https://doi.org/10.1007/s11113-020-09605-8>
- MacLachlan G., & Peel D. (2000). *Finite mixture models*. New York, NY: Wiley.
- Magidson J., Vermunt J. K. (2004). *Latent class models*. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Matanle P., Saez-Pérez L. A., Li Y., & Buehler E. (2022). Localising and globalising the depopulation dividend: theory and evidence from three countries in three world regions. *Journal of Area Studies*, 1(1), 1–28.
- Mazza G., Madau C., Masia S., & Murtinu F. (2018). Lo spopolamento come causa della deterritorializzazione: il caso dell'Unione dei Comuni Barbagia. *Geotema*, 3, 23–35.
- Mickovic, B., Mijanovic, D., Spalevic, V., Skataric, G., & Dudic, B. (2020). Contribution to the analysis of depopulation in rural areas of the Balkans: Case study of the municipality of Niksic, Montenegro. *Sustainability (Switzerland)*, 12(8), 1–23. <https://doi.org/10.3390/SU12083328>
- Muramatsu N., & Akiyama H. (2011). Japan: Super-aging society preparing for the future. *The Gerontologist*, 51(4), 425–432. <https://doi.org/10.1093/geront/gnr067>
- Muthén B. O., & Shedden K. (1999). Finite mixture modeling with mixture outcomes using the EM algorithm. *Biometrics*, 55, 463-469.
- Nickels C. R., & Day F. A. (1997). Depopulation of the rural Great Plains counties of Texas. *Great Plains Research*, 7, 225–250.
- Panush N., & Peritz E. (1996). Potential demography: A second look. *European Journal of Population*, 12(1), 27–39. <https://doi.org/10.1007/BF01797164>
- Pinilla V., & Sáez L. A. (2017). Rural depopulation in Spain: genesis of a problem and innovative policies. *Informes CEDDAR*, 2, 1–23. Retrieved from http://www.ceddar.org/content/files/articulof_398_02_Informe-SSPA1-2017-2-EN-GB.pdf

- Quandt R. E. (1972). A new approach to estimating switching regression. *Journal of the American Statistical Association*, 67, 306-310.
- Quandt R. E., & Ramsey J. B. (1978). Estimating mixtures of normal distributions and switching regressions. *Journal of the American Statistical Association*, 73, 730-738.
- R Core Team (2025). R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <https://www.R-project.org/>.
- Reynaud C., & Miccoli S. (2018). Lo spopolamento nei comuni italiani: un fenomeno ancora rilevante. *EYESREG*, 8(3).
- Sarstedt M. (2008). Market segmentation with mixture regression models: Understanding measures that guide model selection. *Journal of Targeting, Measurement & Analysis for Marketing*, 16, 228-246. doi: 10.1057/jt.2008.9
- Schwarz G. (1978). Estimating the dimension of a model. *The Annals of Statistics*, 6(2), 464-464.
- Scrofani L., & Accordino F. (2023). Divari territoriali e criteri snai ripensare la classificazione delle aree interne e periferiche. *Documenti Geografici*, 2, 423–442.
- Scrofani L., & Novembre C. (2015). The inland areas of Sicily. From rural development to territorial reorganization. ... Di Studi e Ricerche Di Geografia, 113–121. Retrieved from <http://semestrale-geografia.org/index.php/sdg/article/view/72>
- Shiode N., Morita M., Shiode S., & Okunuki K. I. (2014). Urban and rural geographies of aging: A local spatial correlation analysis of aging population measures. *Urban Geography*, 35(4), 608–628. <https://doi.org/10.1080/02723638.2014.905256>
- Tantillo F., & Lucatelli S. (2018). La Strategia nazionale per le aree interne. Riabitare l'Italia. Le Aree Interne Tra abbandoni e Riconquiste. (A. De Rossi, Ed.). Donzelli Editore, Roma.
- Titterington D. M., Smith A. F. M., Makov U. E. (1985). *Statistical analysis of finite mixture distributions*. Wiley, New York, NY.
- Ubels H., Bock B., & Haartsen T. (2019). An evolutionary perspective on experimental local governance arrangements with local governments and residents in Dutch rural areas of depopulation. *Environment and Planning*

- C: Politics and Space, 37(7), 1277–1295.
<https://doi.org/10.1177/2399654418820070>
- van de Kaa, D. (1987). Europe's second demographic transition. *Popul Bull*, 42(1), 1–59.
- Van Horn M.L., Jaki T., Masyn K., Howe G., Feaster D.J., Lamont A.E., George M.R., Kim M. (2015). Evaluating differential effects using regression interactions and regression mixture models. *Educational and psychological measurement*, 75(4), 677-714.
<https://doi.org/10.1177/0013164414554931>
- Vendemmia B., Pucci P., & Beria P. (2022). Per una geografia delle aree marginali in Italia. Una riflessione critica sulla classificazione delle AI. *Archivio di Studi Urbani e Regionali*, 53(133), 29-55.
- Vermunt J. K., Van Dijk L. (2001). A nonparameteric random-coefficients approach: The latent class regression model. *Multilevel Modeling Newsletter*, 13, 6-13.
- Xu W., & Hedeker D. (2001). A random-effects mixture model for classifying treatment response in longitudinal clinical trials. *Journal of Biopharmaceutical Statistics*, 11, 253-273.

APPENDICE A

I dodici indicatori elementari che compongono l'IFC.

1. Percentuale di superficie a pericolosità da frana elevata/molto elevata: misura l'esposizione ai rischi franosi. Fonte: elaborazione Istat su dati Ispra e Istat;
2. Percentuale di suolo consumato: quota di territorio coperta da coperture artificiali, indicatrice di pressione antropica. Fonte: Ispra;
3. Indice di accessibilità ai servizi essenziali: tempo medio di percorrenza stradale per raggiungere il comune “polo” più vicino (istruzione, sanità, mobilità) secondo la SNAI. Fonte: elaborazione Istat su dati grafici stradali commerciali (TOM -TOM) e Basi Territoriali (Istat);
4. Tasso di motorizzazione ad alta emissione (Euro 0-3) per 100 abitanti: incidenza dei veicoli più inquinanti sulla popolazione. Fonte: elaborazione Istat su dati ACI e Istat (Censimento permanente della popolazione e delle abitazioni);
5. Raccolta indifferenziata di rifiuti urbani pro capite: quantità di rifiuto non separato per abitante, indicatore di sostenibilità ambientale. Fonte: elaborazione Istat su dati Ispra (Catasto nazionale dei rifiuti) e Istat (Censimento permanente della popolazione e delle abitazioni);
6. Percentuale di superficie in aree naturali protette (EUAP e Natura 2000): misura delle zone tutelate rispetto al territorio comunale. Fonte: elaborazione Ispra su dati del Ministero dell'Ambiente e della Sicurezza Energetica;
7. Indice di dipendenza totale aggiustato: rapporto percentuale fra popolazione dipendente (0–19 e \geq 65 anni) e popolazione 20–64 anni. Fonte: elaborazione su dati Istat, Censimento permanente della popolazione e delle abitazioni;
8. Percentuale di 25–64enni con basso livello di istruzione (al massimo licenza media o analfabeti): descrive le carenze del capitale umano.

Fonte: elaborazione su dati Istat, Censimento permanente della popolazione e delle abitazioni;

9. Tasso di occupazione 20–64 anni: quota di occupati nella fascia di età lavorativa. Fonte: elaborazione su dati Istat, Censimento permanente della popolazione e delle abitazioni;
10. Tasso di incremento demografico: rapporto fra saldo migratorio netto e popolazione iniziale (31 dicembre 2011), indicatore di attrattività demografica. Fonte: elaborazione su dati Istat, Bilancio demografico e popolazione residente, Censimento permanente della popolazione e delle abitazioni e 15° Censimento generale della popolazione e delle abitazioni;
11. Densità di unità locali di industria e servizi per 1 000 abitanti: misura della vitalità imprenditoriale. Fonte: elaborazione su dati Istat, Asia Unità Locali delle imprese e Censimento permanente della popolazione e delle abitazioni;
12. Percentuale di addetti in unità a bassa produttività nominale del lavoro (primo quartile di produttività per divisione Ateco 2007), espressa in ventili: evidenzia la fragilità strutturale del sistema produttivo. Fonte: elaborazione su dati Istat, Frame-SBS Territoriale.

APPENDICE B

Nella Tabella B.1 si osserva innanzitutto che la variazione degli APV_L tra il 2018 e il 2021 nei comuni siciliani presenta un valore medio di -7.36, e una deviazione standard pari a 3.47; la lieve asimmetria negativa e la curtosì contenuta indicano una distribuzione sostanzialmente simmetrica intorno a un decremento demografico moderato. Il tasso di motorizzazione ad alta emissione mostra una media di 37.99 veicoli per 100 abitanti, con asimmetria positiva moderata e curtosì bassa. La raccolta indifferenziata di rifiuti urbani pro capite ha una media di 229.35 kg/ab., elevata dispersione ($sd = 133.67$) e distribuzione fortemente a destra ($skew = 1.80$; $curtosi = 4.63$), riflettendo alcuni valori estremi fino a 900 kg/ab. Le "aree protette" occupano in media il 18.89 % del territorio comunale, con $skew = 1.35$ e $curtosi = 0.72$; analogamente, la "Superficie a rischio di frane" risulta fortemente asimmetrica ($skew = 3.47$; $curtosi = 15.81$). Il consumo di suolo presenta una media di 9.17 % (mediana = 5.65; $sd = 9.21$), con $skew = 2.10$ e $curtosi = 4.53$. Il tasso di occupazione nella fascia 20-64 anni risulta molto omogeneo. Il tasso di incremento demografico, negativo in media (-27.45 %; mediana = -30.40; $sd = 40.30$), presenta moderata asimmetria destra ($skew = 0.57$; $curtosi = 1.69$) ed estremo range da -145.71 a +125.36. Infine, l'indicatore degli addetti in unità locali a bassa produttività (ventile) ha media = 15.81, mediana = 16, $sd = 3.03$, range 4-20, con distribuzione asimmetrica a sinistra ($skew = -0.92$; $curtosi = 1.08$). In sintesi, i dati mostrano vari gradi di asimmetria e coda pesante, soprattutto per le variabili ambientali e di pressione antropica, mentre gli indicatori socioeconomici appaiono più uniformi.

Tabella B.1 – Statistiche descrittive delle variabili considerate ai fini della mistura di regressione

variabile	media	sd	mediana	min	max	range	skew	curtosi	se	
Tasso di variazione APV _L (2018-2021)	-7.355	3.474	-7.32	-17.92	2.14	20.06	-0.17	0.215	0.176	
Tasso di motorizzazione ad alta emissione	37.99	7.572	37.33	19.24	62.32	43.08	0.5	0.283	0.383	
Raccolta indifferenziata dei rifiuti urbani per abitante	229.345	133.665	200.74	40.51	900.26	859.75	1.797	4.628	6.76	
Aree protette	18.89	24.931	7.15	0	95.7	95.7	1.354	0.72	1.261	
Superficie a rischio di frane	2.38	4.101	0.91	0	32.63	32.63	3.469	15.811	0.207	
Consumo del suolo	9.17	9.208	5.65	0.98	53.86	52.88	2.095	4.533	0.466	
Tasso di occupazione (20-64 anni)	47.893	4.478	47.77	33.58	59.02	25.44	0.019	-0.149	0.226	
Tasso di incremento della popolazione	-27.453	40.297	-30.4	-	145.71	125.36	271.07	0.568	1.689	2.038

Addetti in
unità locali a
bassa
produttività di 15.811 3.028 16 4 20 16 -0.924 1.082 0.153
settore per
l'industria e i
servizi -
(ventile)
