Jul, 2025
GRINS DISCUSSION PAPER SERIES DP N° 26/2025 ISSN 3035-5567

GRINS

Una base informativa integrata per lo studio delle migrazioni verticali: aspetti metodologici e prime evidenze

DP N° 26/2025

Authors:
Anastasia Allkurti, Maria Grazia Pazienza e Gianluca Stefani

Jul, 2025
GRINS DISCUSSION PAPER SERIES DP N° 26/2025 **ISSN 3035-5567**

Una base informativa integrata per lo studio delle migrazioni verticali: aspetti metodologici e prime evidenze

Anastasia Allkurti, Maria Grazia Pazienza e Gianluca Stefani

ACKNOWLEDGEMENTS

This study was funded by the European Union - NextGenerationEU, in the framework of the GRINS - Growing Resilient, INclusive and Sustainable project (GRINS PE00000018). The views and opinions expressed are solely those of the authors and do not necessarily reflect those of the European Union, nor can the European Union be held responsible for them.

CITE THIS WORK

Title: Una base informativa integrata per lo studio delle migrazioni verticali: aspetti metodologici e prime evidenze. Publication Date: 2025.

Il presente lavoro si propone di delineare il processo metodologico che ha guidato la costruzione della banca dati che raccoglie, per tutti i 7.896 comuni italiani, un insieme di variabili utili alla stima di quattro indici compositi: vulnerabilità, resilienza, hazard ed esposizione. L'obiettivo della costruzione della base informativa è l'analisi delle "migrazioni climatiche", in particolare riferiti a movimenti intraregionali nella regione Toscana. La banca dati, predisposta su base nazionale, si muove nel solco del lavoro precedentemente sviluppato dal rapporto Miclimi elaborato dall'associazione EucliPa (Membretti e Tartari, 2023), a sua volta basato sul framework di Modica e Zoboli (2016) e sull'implementazione di Marin et al. (2021), in cui è stato analizzato il "recente" fenomeno delle migrazioni dai centri urbani verso le aree montane in relazione ai cambiamenti climatici.
In particolare, questi lavori indagano l'attrattività potenziale dei territori per la migrazione intra ed inter regionale in Italia. Il presente lavoro intende dunque applicare la metodologia adottata da Membretti e Tartari (2023) per le città di Milano e Torino al contesto toscano, con particolare attenzione ai comuni di Firenze, Prato e Pistoia, comuni più esposti al cambiamento climatico, al fine di indagare la direzione e l'intensità del fenomeno in questo territorio. La banca dati descritta è stata costruita integrando fonti ufficiali aggiornate prevalentemente al periodo 2020–2023 e armonizzando i codici comunali riconducendo i dati ai confini amministrativi del 2024. La banca dati così armonizzata ha consentito di costruire indici sintetici ottenuti con l'elaborazione e la normalizzazione di variabili, successivamente aggregate.
Il lavoro affronta inoltre le principali criticità metodologiche legate a valori mancanti, eterogeneità temporale delle fonti, frazionamento di nuovi comuni, e adattamento delle proxy rispetto ai lavori di riferimento. La banca dati predisposta consente di calcolare non solo dagli indici sintetici ma anche una componente cartografica, sviluppata per la rappresentazione spaziale dei fenomeni osservati, al fine di supportare ulteriori analisi territoriali e interpretazioni del legame tra contesto socio economico, ambientale e mobilità interna.

Finanziato dall'Unione europea NextGenerationEU
Ministero dell'Università e della Ricerca
Italiadomani
GRINS FOUNDATION

GRINS FOUNDATION

Discussion Paper Series

Una base informativa integrata per lo studio delle migrazioni verticali: aspetti metodologici e prime evidenze

Discussion paper n. 26/2025

Anastasia Allkurti, Maria Grazia Pazienza e Gianluca Stefani

Università di Firenze

Finanziato dall'Unione europea NextGenerationEU
Ministero dell'Università e della Ricerca
Italiadomani
GRINS FOUNDATION

ISSN 3035-5567

Una base informativa integrata per lo studio delle migrazioni verticali: aspetti metodologici e prime evidenze

Anastasia Allkurti, Maria Grazia Pazienza e Gianluca Stefani

Università di Firenze

Discussion Paper DP nº 26/2025

Il presente lavoro si propone di delineare il processo metodologico che ha guidato la costruzione della banca dati che raccoglie, per tutti i 7.896 comuni italiani, un insieme di variabili utili alla stima di quattro indici compositi: vulnerabilità, resilienza, hazard ed esposizione. L'obiettivo della costruzione della base informativa è l'analisi delle "migrazioni climatiche", in particolare riferiti a movimenti intraregionali nella regione Toscana. La banca dati, predisposta su base nazionale, si muove nel solco del lavoro precedentemente sviluppato dal rapporto Miclimi elaborato dall'associazione EucliPa (Membretti e Tartari, 2023), a sua volta basato sul framework di Modica e Zoboli (2016) e sull'implementazione di Marin et al. (2021), in cui è stato analizzato il "recente" fenomeno delle migrazioni dai centri urbani verso le aree montane in relazione ai cambiamenti climatici. In particolare, questi lavori indagano l'attrattività potenziale dei territori per la migrazione intra ed inter regionale in Italia. Il presente lavoro intende dunque applicare la metodologia adottata da Membretti e Tartari (2023) per le città di Milano e Torino al contesto toscano, con particolare attenzione ai comuni di Firenze, Prato e Pistoia, comuni più esposti al cambiamento climatico, al fine di indagare la direzione e l'intensità del fenomeno in questo territorio. La banca dati descritta è stata costruita integrando fonti ufficiali aggiornate prevalentemente al periodo 2020–2023 e armonizzando i codici comunali riconducendo i dati ai confini amministrativi del 2024. La banca dati così armonizzata ha consentito di costruire indici sintetici ottenuti con l'elaborazione e la normalizzazione di variabili, successivamente aggregate.

Il lavoro affronta inoltre le principali criticità metodologiche legate a valori mancanti, eterogeneità temporale delle fonti, frazionamento di nuovi comuni, e adattamento delle proxy rispetto ai lavori di riferimento. La banca dati predisposta consente di calcolare non solo dagli indici sintetici ma anche una componente cartografica, sviluppata per la rappresentazione spaziale dei fenomeni osservati, al fine di supportare ulteriori analisi territoriali e interpretazioni del legame tra contesto socio economico, ambientale e mobilità interna.

Lo studio pubblicato è stato finanziato dall'Unione Europea – NextGenerationEU, Missione 4, Componente 2, nell'ambito del progetto GRINS - Growing Resilient, INclusive and Sustainable (GRINS PE00000018 – CUP C93C22005270001). I punti di vista e le opinioni espresse sono esclusivamente quelle degli autori e non riflettono necessariamente quelle dell'Unione Europea, né può l'Unione Europea essere ritenuta responsabile per esse.

GRINS – Growing Resilient, Inclusive and Sustainable

Spoke 6 – Working Group 1

Progetto Ideates

Una base informativa integrata per lo studio delle migrazioni verticali: aspetti metodologici e prime evidenze[1]

Anastasia Allkurti, Maria Grazia Pazienza e Gianluca Stefani

Dipartimento di Scienze per l'Economia e l'Impresa

Università di Firenze

Abstract

Il presente lavoro si propone di delineare il processo metodologico che ha guidato la costruzione della banca dati che raccoglie, per tutti i 7.896 comuni italiani, un insieme di variabili utili alla stima di quattro indici compositi: vulnerabilità, resilienza, hazard ed esposizione. L'obiettivo della costruzione della base informativa è l'analisi delle "migrazioni climatiche", in particolare riferiti a movimenti intraregionali nella regione Toscana. La banca dati, predisposta su base nazionale, si muove nel solco del lavoro precedentemente sviluppato dal rapporto Miclimi elaborato dall'associazione EucliPa (Membretti e Tartari, 2023), a sua volta basato sul framework di Modica e Zoboli (2016) e sull'implementazione di Marin et al. (2021), in cui è stato analizzato il "recente" fenomeno delle migrazioni dai centri urbani verso le aree montane in relazione ai cambiamenti climatici. In particolare, questi lavori indagano l'attrattività potenziale dei territori per la migrazione intra ed inter regionale in Italia. Il presente lavoro intende dunque applicare la metodologia adottata da Membretti e Tartari (2023) per le città di Milano e Torino al contesto toscano, con particolare attenzione ai comuni di Firenze, Prato e Pistoia, comuni più esposti al cambiamento climatico, al fine di indagare la direzione e l'intensità del fenomeno in questo territorio. La banca dati descritta è stata costruita integrando fonti ufficiali aggiornate prevalentemente al periodo 2020–2023 e armonizzando i codici comunali riconducendo i dati ai confini amministrativi del 2024. La banca dati così armonizzata ha consentito di costruire indici sintetici ottenuti con l'elaborazione e la normalizzazione di variabili, successivamente aggregate.

Il lavoro affronta inoltre le principali criticità metodologiche legate a valori mancanti, eterogeneità temporale delle fonti, frazionamento di nuovi comuni, e adattamento delle proxy rispetto ai lavori di riferimento. La banca dati predisposta consente di calcolare non solo dagli indici sintetici ma anche una componente cartografica, sviluppata per la rappresentazione spaziale dei fenomeni osservati, al fine di supportare ulteriori analisi territoriali e interpretazioni del legame tra contesto socio economico, ambientale e mobilità interna.

[1] Lo studio pubblicato è stato finanziato dall'Unione Europea – *NextGenerationEU,* Missione 4, Componente 2, nell'ambito del progetto GRINS - *Growing Resilient, INclusive and Sustainable* (GRINS PE00000018 – CUP C93C22005270001). I punti di vista e le opinioni espresse sono esclusivamente quelle degli autori e non riflettono necessariamente quelle dell'Unione Europea, né può l'Unione Europea essere ritenuta responsabile per esse.

1. Introduzione

Le migrazioni interne hanno svolto un ruolo cruciale nello sviluppo dell'Italia, raggiungendo il picco negli anni Cinquanta e Sessanta con massicci spostamenti dal Nord-Est e dal Mezzogiorno verso le aree industriali del Nord-Ovest e Roma (Etzo, 2008; Gallo, 2012). Tali spostamenti erano strettamente connessi alla crescita economica e demografica delle aree urbane, spesso a discapito delle regioni rurali dell'Appennino e del Mezzogiorno, ed erano in parte determinati dalla forte domanda di giovani lavoratori nelle fabbriche del triangolo industriale settentrionale. Durante questa fase, le migrazioni dal Mezzogiorno verso il Centro-Nord divennero una delle dinamiche più significative del fenomeno migratorio interno italiano, suscitando un intenso dibattito accademico e politico e rafforzando la percezione di subordinazione del Mezzogiorno nel quadro economico nazionale (Gallo, 2012). Negli ultimi decenni, la mobilità interna italiana ha subito un'evoluzione significativa. Dopo una contrazione negli anni Settanta e Ottanta, la migrazione interna è ripresa negli anni Novanta, fino alla crisi finanziaria del 2008, che ne ha stabilizzato i livelli (Bonifazi et al., 2021). Un aspetto rilevante è stato il crescente ruolo della popolazione straniera, la cui mobilità, sebbene in calo, resta superiore a quella degli italiani, influenzata dalla precarietà lavorativa e abitativa (Bonifazi et al., 2014, 2015, 2016, 2021). Nonostante una tendenza alla crescita negli ultimi venticinque anni, i recenti shock economici hanno parzialmente frenato questo processo (Bonifazi et al., 2021).

L'aspetto innovativo della ricerca MICLIMI è quello di focalizzarsi sull'analisi del fenomeno inverso rispetto ai tradizionali flussi migratori interni, indagando l'entità e le determinanti della migrazione dalle aree urbane verso le regioni montane. Tale dinamica emergente è influenzata da una crescente ricerca di migliori condizioni di vivibilità e qualità della vita, nonché dagli effetti del cambiamento climatico (Membretti et al., 2024).

Dopo decenni di abbandono delle aree montane delle Alpi e degli Appennini, è stato documentato negli ultimi 15-20 anni un flusso crescente verso le aree interne, in particolare quelle alpino-appenniniche, sia da parte di cittadini italiani, sia da parte di migranti internazionali. Questo processo è influenzato da molteplici fattori, tra cui quelli ambientali e climatici, dove le zone montane emergono come territori resilienti ad alcune conseguenze del cambiamento climatico, come le isole di calore urbane (Membretti et al., 2024).

Il progetto MICLIMI ha analizzato e quantificato tale mobilità interna legata a cause climatiche, con un focus sulla Metro-montagna Padana del Nord-Ovest, area di interconnessione tra i centri urbani di Milano e Torino e le valli alpine circostanti. Il suddetto fenomeno solleva opportunità di sviluppo per territori marginalizzati, ma evidenzia anche potenziali criticità, legate all'impatto su ecosistemi fragili e comunità vulnerabili, esacerbate dagli effetti del cambiamento climatico.

Il progetto quindi si rifà al quadro teorico proposto da Modica e Zoboli (2016) e successivamente implementato da Marin e altri (2021) per la valutazione e l'analisi dei potenziali impatti economici dei disastri naturali. La catena causale che porta alla valutazione delle perdite economiche a seguito di eventi estremi parte con la considerazione della vulnerabilità intesa come insieme di caratteristiche del sistema collegate al danno potenziale ma indipendenti dalla probabilità che si verifichi un evento avverso. Alla vulnerabilità si contrappone la resilienza intesa come capacità del sistema di riprendersi dopo uno shock[2]. Infine, il rischio è il prodotto dell'esposizione all'evento (hazard), della sua frequenza e severità, nonché della vulnerabilità. Il rischio è una tipica misura ex-ante mentre i danni fisici agli asset economici e alle persone, e le conseguenti perdite

[2] Nella valutazione del rischio, un approccio ex-ante considera la vulnerabilità come componente chiave, mentre un'analisi più estesa include la resilienza come fattore determinante per comprendere gli effetti economici di lungo periodo dei disastri. Sebbene la resilienza non sia parte integrante del rischio immediato, essa risulta essenziale per le strategie di mitigazione e adattamento (Marin et al., 2021).

economiche, sono tipicamente misure ex-post (Modica e Zoboli, 2016). Questo framework, nato per una valutazione delle perdite economiche potenziali dovute ad eventi naturali estremi, è stato implementato da Marin et al. (2021) con l'obiettivo di ottenere un indicatore misurabile degli effetti potenziali a scala comunale, a sua volta combinazione di altrettanti sub indicatori per i diversi elementi del framework. Il progetto MICLIMI ha adattato la batteria di indicatori di Marin per ottenere sostanzialmente due misure fra loro inversamente correlate: la propensione migratoria e l'attrattività dei territori per i migranti. Ovviamente la diversità degli obiettivi ha comportato più di una modifica della batteria di indicatori. In questo senso vanno sia la considerazione del peso rilevante assegnato agli hazard legati al cambiamento climatico non necessariamente configurabili come eventi estremi (ad. esempio il numero di notti tropicali), sia il ruolo dei fattori di abitabilità dei territori come la presenza di servizi sanitari o scolastici in analogia con l'analisi alla base della strategia nazionale delle aree interne (De Rossi et al., 2018).

Il presente progetto, quindi, si propone di condurre un'analisi analoga per il territorio toscano, con un focus specifico sui circondari di Firenze, Prato e Pistoia, territori che in proiezione saranno particolarmente colpiti dall'aumento delle temperature medie. Qui è da tenere in considerazione la diversità dello scenario sottostante: mentre il territorio alpino è contornato da una percezione romantica o legata allo sport montano, l'area appenninica è accompagnata da una visione di paese rurale (Membretti, 2025). In aggiunta, la Pianura Padana rappresenta un unicum sul territorio nazionale, rendendo diverso il tipo di rapporto tra la città e la montagna che si instaura nella metro-montagna padana dalla piana toscana. Infine, le quote altimetriche tra le due catene montuose differiscono in maniera rilevante, diversificando in qualche maniera il tipo di migrazione verso queste zone (Membretti, 2025).

L'elemento innovativo rispetto alla ricerca precedente riguarda l'estensione dell'arco temporale considerato per quanto riguarda i flussi residenziali: mentre il progetto Miclimi ha analizzato il periodo 2017-2021, il presente lavoro adotta una prospettiva diacronica più ampia, coprendo il lasso temporale compreso tra il 2002 e il 2023. Inoltre, la banca dati predisposta per la raccolta delle variabili necessarie al calcolo degli indici che vanno a costituire l'indicatore di attrattività dei comuni include dati relativi all'intero territorio nazionale, anziché limitarsi esclusivamente all'area di studio oggetto dell'analisi, rappresentata in questo contesto dalla Toscana. Infine, gli indicatori costruiti per questo progetto tengono di conto di tutte le variabili considerate da Marin et al. (2021), anziché utilizzare soltanto la selezione proposta nel progetto MICLIMI da Membretti e Tartari (2023).

2. Il contesto: le migrazioni verticali in Toscana

2.1 I movimenti anagrafici

Ai fini dell'analisi, e in linea con il rapporto MICLIMI 2023, il presente studio esamina i dati ISTAT relativi alle cancellazioni dai registri anagrafici dei comuni di Firenze, Prato e Pistoia. I dati sono aggregati per anno di cancellazione e comune di destinazione, con particolare attenzione ai cittadini che hanno trasferito la propria residenza in comuni classificati come 'montani'[3]. A ciascun comune di destinazione sono stati infatti associati parametri altimetrici e di densità abitativa, quali l'altitudine sul livello del mare e il grado di urbanizzazione. L'arco temporale considerato si estende dal 2002 al 2023, offrendo una prospettiva più ampia rispetto alle precedenti indagini.

[3] Comuni a cui è assegnato un valore per l'altimetria pari a 1 " Montagna interna" o 2 "Montagna litoranea" la classificazione ISTAT che, come è noto, fa ricorso a soglie altimetriche differenziate per l'Italia Settentrionale e per il resto del Paese.

L’andamento delle cancellazioni anagrafiche verso i comuni montani nel periodo 2002-2023, nei territori di Firenze, Pistoia e Prato, rivela dinamiche interessanti legate ai processi di mobilità interna e al ripopolamento delle aree montane, anche se tale andamento si mostra altalenante[4]. Dopo un primo picco nel 2004 (1.750 movimenti), i numeri si mantengono elevati fino al 2006, anno in cui si raggiunge il massimo con 1.712 cancellazioni dei comuni della piana a favore dei comuni montani. In seguito, si osserva una tendenza decrescente che culmina nel 2015 con appena 1.194 cancellazioni, riflettendo forse una temporanea perdita di attrattività delle aree montane. Tuttavia, dal 2016 in poi si registra una lenta ma costante ripresa, fino a un nuovo picco nel biennio 2022-2023, che supera nuovamente le 1.700 unità annue.

Se guardiamo ai valori assoluti, tra i tre comuni, Firenze registra il numero più alto di cancellazioni complessive verso comuni montani (14.911), seguito da Prato (14.680), mentre Pistoia si attesta su valori molto più contenuti (3.978), pur mantenendo una certa costanza nei numeri annuali. Le differenze tra i comuni potrebbero essere attribuibili a fattori legati alla numerosità demografica, con Firenze e Prato caratterizzate da una maggiore mobilità della popolazione. Buona parte del comune di Pistoia, d’altronde, è in collina e bassa montagna e quindi sfuggono all'analisi i movimenti anagrafici tra frazioni di pianura e di montagna del comune stesso. In generale, l’andamento delle cancellazioni sembra essere legato a cambiamenti economici (compreso il costo degli affitti), lavorativi, o ad una crescente attenzione verso i territori montani, che rappresentano forse una nuova frontiera abitativa per chi cerca alternative ai centri urbani più congestionati. L'ultimo biennio (2022-2023) segna infatti una nuova fase di crescita, che merita attenzione per valutare l'evoluzione futura del fenomeno.

Figura 1 – Cancellazioni anagrafiche dai comuni di Firenze, Prato e Pistoia verso tutti i comuni italiani dal 2002 al 2023.

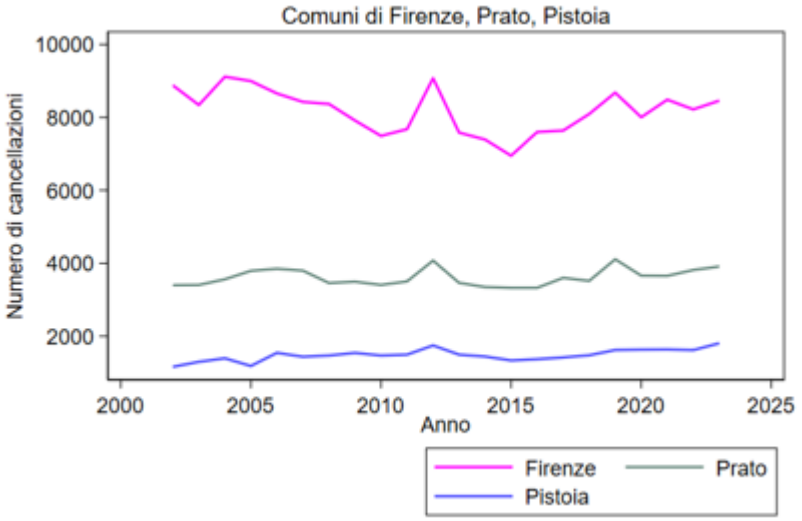
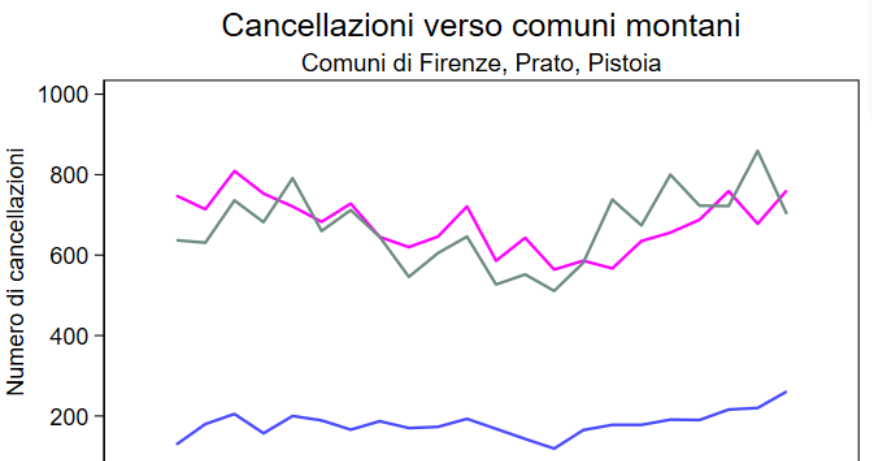


Figura 2 – Numero di cancellazioni verso comuni montani da Firenze, Prato e Pistoia dal 2002 al 2023



[4] Si rende nec
elevato a caus
Decreto-Legge
di semplificazio
AI, 2021).

significativamente più
ecifica normativa - il
zioni urgenti in materia
mpo reale (Bonifazi et.

Confrontando questi numeri con il totale delle cancellazioni anagrafiche verso tutte le destinazioni nello stesso arco temporale, emerge un quadro ancora più significativo. Le cancellazioni verso comuni montani rappresentano in media circa il 10-12% del totale complessivo annuo, con picchi che superano il 12% in alcuni anni (come nel 2006 e nel 2023). Questo dato suggerisce che, pur rimanendo una quota minoritaria rispetto al totale, i trasferimenti verso i comuni montani non sono affatto trascurabili, soprattutto considerando la natura specifica della destinazione, spesso caratterizzata da territori meno urbanizzati e popolazione meno densa (fig. 4a). Andando a scorporare ulteriormente, facendo un confronto in termini relativi tra le tre città, è possibile osservare in che misura rispetto al totale delle cancellazioni per anno il trasferimento verso comuni montani incide sui tre comuni presi in analisi (figura 4b).

Figura 3 – confronto tra valori assoluti delle cancellazioni anagrafiche da Firenze, Prato e Pistoia verso comuni montani e cancellazioni totali

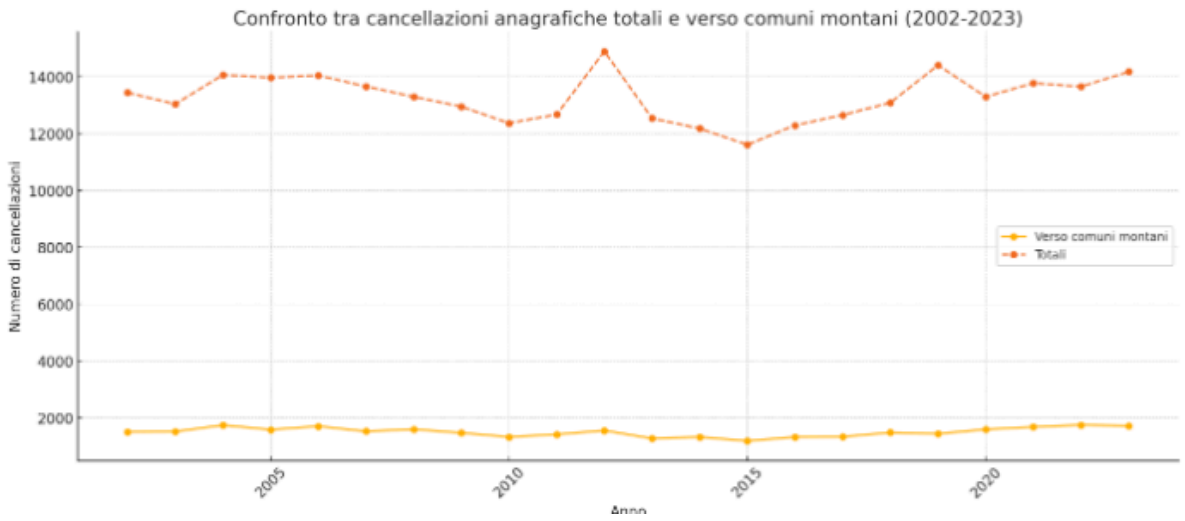
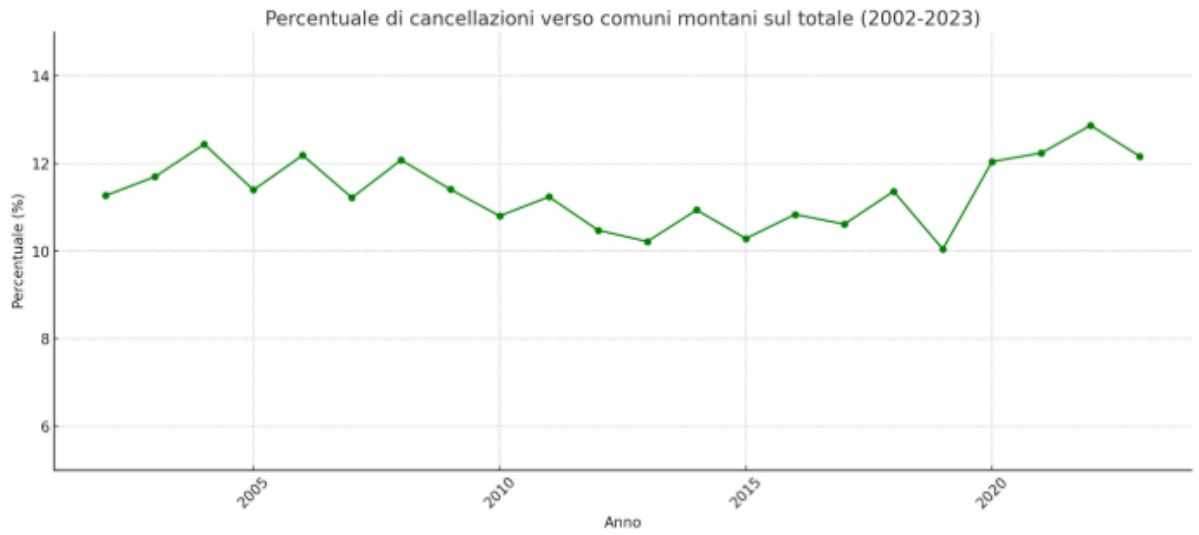


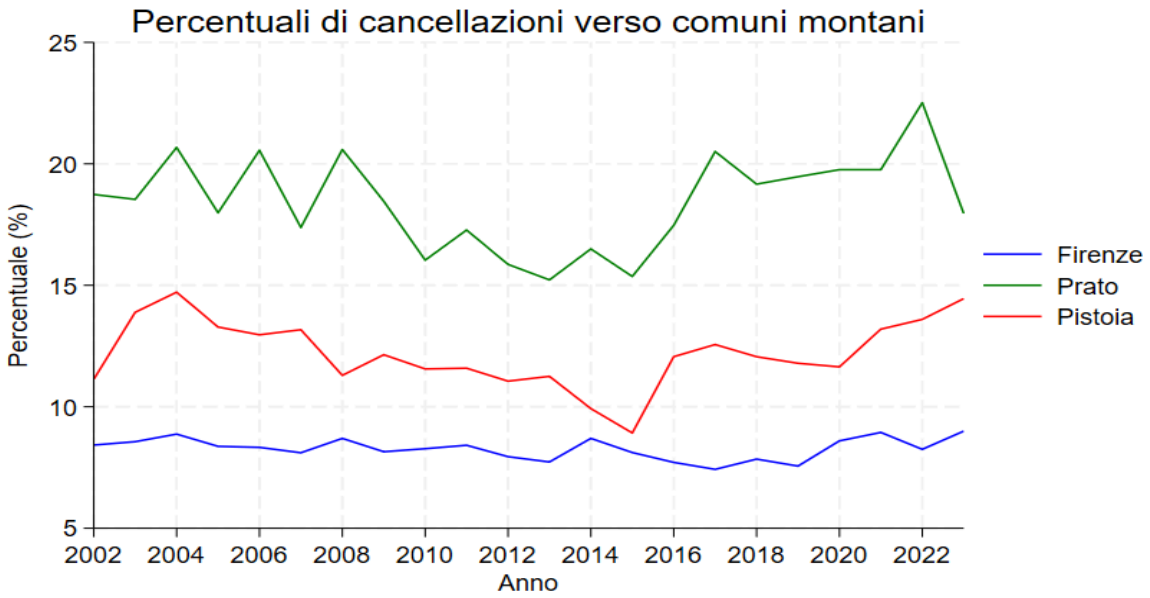
Figura 3 - Il grafico comparativo mostra l'andamento delle cancellazioni anagrafiche totali (linea tratteggiata arancione) rispetto a quelle verso soli comuni montani (linea piena gialla) dal 2002 al 2023. Le cancellazioni verso i comuni montani seguono una traiettoria simile a quella del totale, ma su scala ridotta. Tuttavia, negli anni recenti, specialmente dal 2019 in poi, la curva delle cancellazioni montane tende a crescere in modo più accentuato, suggerendo un crescente interesse per la residenzialità in zone appenniniche rispetto al passato.

Figura 4a – Valori percentuali delle cancellazioni anagrafiche da Firenze, Prato e Pistoia verso comuni montani



Come si nota, la quota si è mantenuta relativamente stabile tra il 10% e il 12% per gran parte del periodo, con alcune oscillazioni. Tuttavia, dal 2020 in poi si osserva un incremento significativo, con il 2022 che tocca quasi il 13%, suggerendo un rinnovato interesse per le aree montane negli ultimi anni.

Figura 4b – Valori percentuali delle cancellazioni anagrafiche per singolo comune da Firenze, Prato e Pistoia verso comuni montani



La figura 4b mostra l'andamento delle cancellazioni anagrafiche, espresse in percentuale rispetto al totale delle cancellazioni da ciascun comune (Firenze, Prato e Pistoia), verso comuni montani nel periodo 2002–2023. Complessivamente, si osserva che Firenze presenta i valori più bassi, con percentuali generalmente inferiori al 10%, indicando una limitata propensione dei residenti a trasferirsi verso territori montani. Pistoia si colloca su valori intermedi, attorno al 12%, con una certa stabilità negli anni. Prato, invece, evidenzia la percentuale più elevata di cancellazioni verso

aree montane, con valori che oscillano tra il 15% e oltre il 20% negli ultimi anni. Questo suggerisce una maggiore tendenza migratoria verso i territori montani da parte dei residenti pratesi, forse legata a dinamiche abitative, socioeconomiche o geografiche specifiche. Il confronto evidenzia dunque significative differenze territoriali nella relazione tra aree urbane e montane.

Questi dati suggeriscono che, pur costituendo una quota minoritaria rispetto al totale dei trasferimenti, i comuni montani rappresentano una destinazione abitativa non trascurabile e, negli ultimi anni, in crescita, soprattutto in seguito al periodo pandemico. Le motivazioni possono essere molteplici: dalla ricerca di una qualità della vita più sostenibile e a misura d'uomo, all'espansione dello smart working che rende meno vincolante la residenza in prossimità dei centri urbani; ma anche l'insofferenza per i ritmi della vita urbana, l'attrazione per ambienti più salubri e sostenibili, nonché politiche locali di incentivo al ripopolamento delle aree montane. In un contesto più ampio, questi flussi suggeriscono una trasformazione graduale delle dinamiche residenziali e la possibilità che i territori montani stiano tornando a essere non solo luoghi di villeggiatura, ma spazi di vita stabile per fasce crescenti di popolazione, evidenziando un rinnovato interesse per le aree montane, che nel tempo si stanno configurando come territori non solo da valorizzare, ma anche da abitare stabilmente (Membretti e Tartari, 2023).

I dati evidenziano, inoltre, che la maggior parte degli spostamenti avviene all'interno della Toscana, delineando una mobilità prevalentemente di breve raggio piuttosto che una migrazione interregionale o di lunga distanza. Questo dato suggerisce che molti individui che si trasferiscono nelle aree montane mantengano legami economici e professionali con i centri urbani di origine.

Infine, i dati delle destinazioni evidenzia una certa ricorrenza di specifici comuni montani, suggerendo la presenza di fattori di attrazione distintivi. Il grado di urbanizzazione delle località di destinazione varia sensibilmente, indicando che non tutte le aree montane risultano ugualmente attrattive per i migranti provenienti dalle città.

3. La banca dati

Accertata la presenza del fenomeno migratorio dalle aree urbane verso le zone montane anche nel contesto toscano, con particolare riferimento ai comuni di Firenze, Prato e Pistoia, il passo successivo consiste nell'indagare le possibili determinanti di tale dinamica. Seguendo l'approccio metodologico proposto da Marin et al. (2021) e in linea con il rapporto MICLIMI (2023), sono state elaborate quattro banche dati contenenti le variabili relative a ciascuno degli indicatori specificati nell'introduzione (esposizione, vulnerabilità, hazard e resilienza). Tale archivio consente di calcolare gli indici che, secondo la letteratura richiamata, sono alla base dell'attrattività potenziale dei comuni montani.

A differenza del progetto MICLIMI, nel quale i dati sono stati raccolti solo per i comuni interessati dalla ricerca, nel lavoro in questione la raccolta dati è stata effettuata per la totalità dei comuni facenti parte del territorio nazionale.

La base informativa consiste sostanzialmente in un database relazionale composto da una serie di tabelle aventi sempre sulle righe i vari comuni italiani, che ammontano nel 2024 a 7.896 unità (ISTAT, 2024), univocamente identificati dal codice ISTAT del comune aggiornato al 2024, e sulle colonne tutte le variabili che sono specifiche di ognuno degli indici.

Il processo di raccolta dei dati ha evidenziato una disomogeneità nella loro disponibilità temporale, con alcune informazioni risalenti a periodi più lontani, come il 2011[5]. Tuttavia, la maggior parte dei

[5] Nelle sezioni successive verrà approfondita la questione della disponibilità delle variabili in base al tempo.

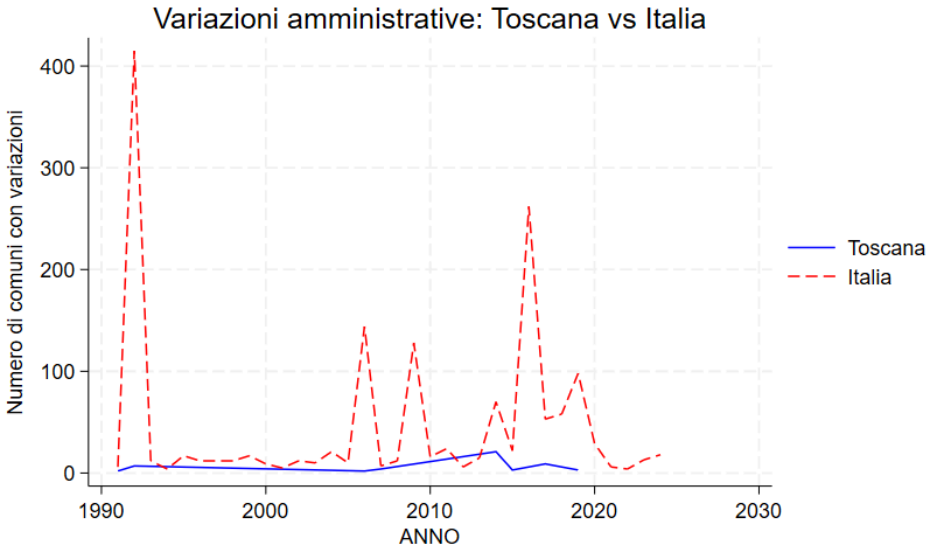
dati analizzati si riferisce agli anni compresi tra il 2020 e il 2023. È fondamentale precisare che, nei casi in cui i dati disponibili sono risultati eccessivamente datati, si è operato valutando la natura della variabile in esame. In particolare, per le variabili caratterizzate da una relativa stabilità nel tempo, si è ritenuto opportuno utilizzare i valori disponibili. Al contrario, qualora le variabili non fossero classificate come stabili, sono stati adottati opportuni adattamenti della variabile al fine di garantire l'impiego di informazioni più aggiornate.

3.1 I comuni italiani

L'insieme dei comuni italiani ha subito variazioni nel corso degli anni a causa di fusioni, soppressioni e nuove istituzioni, subendo un progressivo declino a partire dal 1991, anno in cui erano presenti 8.104 comuni, fino ad arrivare ai 7896 del 1° gennaio 2025[6] (ISTAT, 2025). Anche nella regione Toscana, il numero dei comuni ha subito modifiche nel corso del tempo a seguito di processi di fusione e riorganizzazione amministrative. In particolare, dai 287 comuni nel 1991 si è arrivati a 273 a partire dal 2021, valore che si è mantenuto costante fino ad oggi, mostrando un andamento più stabile rispetto ad altre regioni (fig. 5).

Le variazioni amministrative intervenute nel tempo hanno determinato alcune difficoltà nella costruzione del database, poiché i dati raccolti si riferiscono a diversi anni e corrispondono ai confini comunali in essere nei rispettivi periodi di riferimento. Al fine di garantire l'uniformità della base informativa, è stato necessario aggiornare i comuni ai codici ISTAT vigenti nel 2024, così da ottenere un insieme di dati che corrispondesse ad un numero costante di unità amministrative.

Figura 5 – Confronto tra variazioni amministrative dei comuni per anno tra Toscana e territorio nazionale



4. Gli indicatori

[6] Dati estrapolati dal sito ufficiale dell'ISTAT.

4.1 Indice di Vulnerabilità (Vulnerability)

La vulnerabilità è intesa come l'insieme di caratteristiche che fanno sì che i territori siano maggiormente influenzati dal cambiamento climatico e dagli eventi naturali avversi: più il territorio è vulnerabile, maggiore si può ipotizzare la propensione a un'eventuale migrazione (Membretti e Tartari, 2023).

L'indice di vulnerabilità, quindi, è utilizzato per determinare il grado di suscettibilità di un comune ai danni derivanti da eventi naturali, indipendentemente dall'effettiva manifestazione dell'evento, ed è un indicatore composito basato su un insieme di 17 variabili di natura economica, ambientale e sociale, come individuato dalla letteratura di riferimento (Marin et al., 2021). L'indice è stato calcolato per tutti i 7.896 comuni italiani al 2024. La costruzione del dataset ha avuto inizio con la raccolta dei dati grezzi relativi alle diverse variabili, i quali sono stati successivamente elaborati in conformità alle metodologie indicate da Marin et al (2021) per la determinazione dell'indice finale sintetico (box 1). Per ciascuna variabile, sono stati specificati la fonte dei dati e l'anno di riferimento, al fine di garantire la tracciabilità delle informazioni e consentire eventuali aggiornamenti o modifiche nelle analisi future. Ciò assicura la possibilità di affinare le stime dell'indice, integrando dati più recenti qualora necessario.

Nella selezione delle variabili, si è seguito il quadro metodologico delineato dal lavoro di Marin et al. (2021).

Il processo di raccolta ed elaborazione dei dati ha richiesto l'adozione di specifiche scelte operative in funzione della tipologia degli indicatori e delle modalità di trattamento delle variabili. Una distinzione fondamentale riguarda le variabili già disponibili nella forma richiesta dall'indice e quelle che, invece, necessitano di un'ulteriore elaborazione per garantire la loro adeguatezza metodologica. Per molte delle variabili considerate, il valore finale è stato determinato attraverso il calcolo di una media, sebbene in alcuni casi siano stati adottati metodi alternativi per assicurare una maggiore accuratezza e rappresentatività dei dati. In particolare, alcune variabili sono state oggetto di adattamenti a causa della loro indisponibilità o della loro vetustà. In questi casi, si è

BOX 1

METODOLOGIA DI CALCOLO DEGLI INDICATORI SINTETICI DI VULNERABILITÀ E RESILIENZA

Tutti gli indicatori utilizzati per la costruzione degli indici di vulnerabilità e resilienza sono stati normalizzati su una scala compresa tra 0 e 1. Gli indici finali sono stati calcolati come medie ponderate delle singole componenti, adottando come coefficienti di ponderazione la frequenza di citazione di ciascun attributo nella letteratura scientifica che Marin nel suo lavoro ha determinato sulla base del lavoro di Modica et al. (2019). Infine, anche gli indici aggregati risultanti sono stati sottoposti a un'ulteriore normalizzazione sull'intervallo [0, 1], al fine di garantirne la comparabilità.

(Marin et al, 2021)

proceduto adottando proxy alternative che garantissero una rappresentazione quanto più possibile accurata del fenomeno analizzato.

Tutte le variabili sono state aggiornate al codice dei comuni ISTAT 2024, come già specificato, per garantire la conformità e l'omogeneità del database.

4.1.1 Variabili legate all'agricoltura e all'allevamento

Per la variabile relativa alla percentuale di superficie agricola nei comuni e per il rapporto tra la superficie agricola utilizzata (SAU) e la superficie agricola totale (SAT) a livello comunale, i dati grezzi sono stati estratti dal Censimento dell'Agricoltura dell'ISTAT riferito all'anno 2020.

In particolare, la "conversione ecosistemica" [7] è stata ottenuta calcolando il rapporto tra la SAU e la SAT. Analogamente, per determinare la percentuale di superficie agricola rispetto alla superficie totale del comune, il dato è stato integrato con il dataset aggiornato dei comuni italiani al 2024, che include l'estensione territoriale complessiva, permettendo così il calcolo del rapporto tra superficie agricola e superficie totale comunale.

È opportuno sottolineare che i dati del Censimento considerano esclusivamente le superfici agricole dichiarate dalle aziende censite. Il dato non riflette in maniera puntuale l'intera estensione delle superfici agricole esistenti visto che il Censimento Agricolo include soltanto gli appezzamenti appartenenti ad aziende agricole che soddisfano specifici criteri, quali dimensione minima o tipologia di attività svolta[8].

Per quanto riguarda la variabile relativa alla dipendenza dall'agricoltura[9], essa è stata stimata sulla base del numero di capi bovini per mille abitanti, al fine di neutralizzare la variabilità legata alla dimensione comunale. Anche in questo caso, i dati di riferimento sono stati estratti dalla banca dati sul Censimento dell'Agricoltura dell'ISTAT e fanno riferimento all'anno 2020, rapportati alla popolazione residente del 2022 ricavata dalla banca dati dell'ISTAT aggiornata ai comuni nel 2024.

4.1.2 Struttura per età della popolazione

Per la determinazione del tasso di dipendenza demografica comunale, è stato utilizzato il dataset ISTAT contenente i dati sulla popolazione per comune, classificati per fasce di età suddivise in intervalli di quattro anni, con riferimento all'anno 2023. Successivamente, sono state definite due macroclassi demografiche: la prima rappresenta la popolazione non attiva e dunque dipendente, includendo gli individui di età pari o inferiore ai 15 anni e quelli di età pari o superiore ai 65 anni; la seconda rappresenta la popolazione attiva, comprendente gli individui in età lavorativa, ovvero quelli compresi tra i due estremi precedentemente delineati.

Il tasso di dipendenza comunale è stato quindi calcolato come il rapporto tra la popolazione dipendente e la popolazione attiva, espresso in termini percentuali.

---

[7] Nel paper originale il termine è utilizzato con accezione negativa per l'ambiente, in quanto rappresenta il fenomeno per cui l'antropizzazione del territorio rende il suolo più vulnerabile alla capacità distruttiva di frane e alluvioni e, di conseguenza, aumenta l'impatto degli eventi idrometeorologici che causano disastri (Manuel-Navarrette et al., 2007). In questo caso invece la variabile rappresenta la percentuale di terreno agricolo effettivamente usata sulla superficie agricola totale (Marin et al., 2021).

[8] Un'azienda agricola per essere considerata tale ai fini del Censimento deve possedere almeno un ettaro di superficie agricola utilizzata (SAU); avere una produzione standard lorda superiore a determinate soglie; allevare un numero minimo di capi di bestiame; possedere coltivazioni specializzate o allevamenti particolari (ISTAT, 2007).
Pertanto, per alcuni comuni nel database dove sono stati reperiti i dati grezzi il valore corrispondente risulta mancante.

[9] La variabile relativa alla dipendenza dall'agricoltura, introdotta da Marin et al. (2012) sulla base di Modica et al. (2016), si ispira al contributo di Mustafa (1998), che la definisce in riferimento a uno studio condotto in Pakistan nel 2008. È evidente, tuttavia, che tale indicatore possa assumere significati differenti a seconda del contesto socio-culturale in cui viene applicato. In questa analisi, è stata adottata la metodologia proposta da Marin (2021), pur riconoscendo che la rilevanza e l'interpretazione degli indicatori possono variare anche all'interno di uno stesso paese. Ad esempio, l'allevamento bovino, rilevante per la conservazione del territorio alpino secondo quanto emerso nello studio di Membretti e Tartari (2023), potrebbe non essere altrettanto significativo nel contesto appenninico. In quest'ottica, un possibile affinamento dell'analisi potrebbe consistere nella maggiore contestualizzazione territoriale, considerando che, in particolare nei territori toscani, è invece più diffusa la pratica dell'allevamento ovino.

4.1.3 Redditi medi, povertà e disuguaglianza

La variabile utilizzata per rappresentare il benessere economico, misurata attraverso il reddito medio dei contribuenti del comune, è stata ottenuta a partire dai dati delle dichiarazioni dei redditi forniti dal Ministero dell'Economia e delle Finanze (MEF), aggiornati al 2020. Il reddito medio è stato calcolato come il rapporto tra la somma dei redditi dichiarati per ciascuna fascia di reddito e il numero totale di contribuenti.

La misura della povertà, identificata attraverso la quota di nuclei familiari in potenziale disagio economico, è stata riformulata rispetto a quanto utilizzato nello studio di Marin et al. (2021), perché i dati disponibili risultavano troppo datati. Pertanto, si è optato per la definizione della variabile attraverso la definizione della percentuale di contribuenti con un reddito ai fini IRPEF inferiore a 1000 euro, sempre sui dati MEF. In particolare, la variabile è stata stimata sommando il numero di individui che hanno dichiarato un reddito fino a un massimo di 1.000 euro e rapportando tale valore al numero totale di contribuenti, ottenendo così la percentuale di popolazione in condizione di potenziale disagio economico.

Per quanto riguarda la disuguaglianza economica, questa è stata misurata attraverso l'indice di Gini, calcolato utilizzando anche in questo caso i dati sulle dichiarazioni Irpef forniti dal Ministero dell'Economia e delle Finanze (MEF).[10]

Si evidenzia, infine, che la rappresentatività dei dati delle dichiarazioni dei redditi potrebbe risultare distorta, sia perché essi escludono la componente sommersa del reddito complessivo, sia perché escludono le componenti di reddito che non entrano nella base Irpef, come ad esempio i redditi finanziari.

4.1.4 Tasso di disoccupazione e istruzione

Il tasso di disoccupazione è stato ottenuto a partire dal dataset dell'ISTAT relativo all'Indice di Fragilità Comunale (2021). In tale dataset è fornita direttamente la misura del tasso di occupazione, espressa in termini percentuali. Poiché il tasso di disoccupazione è complementare a quello di occupazione, esso è stato calcolato per differenza rispetto al 100%.

Il medesimo dataset fornisce anche il dato relativo al livello di istruzione della popolazione comunale, misurato come l'incidenza percentuale della popolazione di età compresa tra 25 e 64 anni con bassi livelli di istruzione. Nella costruzione dell'indice, a differenza del lavoro sviluppato dal rapporto Miclimi, si è scelto di utilizzare come indicatore del livello di istruzione della popolazione adulta la percentuale di individui di età compresa tra i 25 e i 64 anni in possesso di un titolo di studio non superiore alla scuola secondaria di primo grado. Tale scelta si discosta dall'approccio del lavoro di riferimento, che tende a focalizzarsi sulla popolazione giovane (15–24 anni) non inserita in percorsi di istruzione regolari. L'indicatore selezionato, invece, consente di cogliere in maniera più diretta e strutturale la presenza di una fragilità educativa radicata nel tessuto sociale adulto, con potenziali ricadute negative sulla capacità occupazionale, sulla

[10] Il calcolo è stato effettuato determinando, in primo luogo, la percentuale di contribuenti appartenenti a ciascuna fascia di reddito rispetto al totale. Successivamente, si è proceduto al calcolo delle distribuzioni cumulative di tali percentuali. Lo stesso procedimento è stato applicato agli importi complessivi di reddito per fascia, calcolandone prima la percentuale sul totale e poi la distribuzione cumulativa. L'indice di Gini è stato quindi ottenuto come rapporto tra la differenza cumulata percentuale dei contribuenti e quella dei redditi, divisa per la somma cumulata percentuale dei contribuenti.

partecipazione civica e sull'adattabilità ai cambiamenti. In questo senso, esso rappresenta una componente più solida e rappresentativa della vulnerabilità socio-educativa di un territorio. Tale indicatore consente di valutare le condizioni di fragilità sociale derivanti da bassi livelli di istruzione nella fascia di popolazione generalmente considerata come riferimento per la misurazione dell'istruzione formale di un territorio (ISTAT, 2021)[11].

4.1.5 Capacità istituzionale

La capacità istituzionale è stata misurata attraverso il calcolo della media aritmetica dei valori standardizzati relativi alla quota di impiegati nella pubblica amministrazione, nell'istruzione e nella sanità sul totale della popolazione. Tali valori, una volta aggregati, hanno permesso la costruzione di un indice sintetico rappresentativo della capacità istituzionale a livello comunale.

I dati grezzi utilizzati per la definizione di questa variabile sono stati estratti dai database dell'ISTAT, adottando la classificazione ATECO 2007 come criterio di riferimento. Le informazioni raccolte fanno riferimento all'anno 2020.

4.1.6 Partecipazione politica, densità di popolazione, pressione antropica sul suolo, sanità, condizione femminile

Le variabili di partecipazione politica, densità di popolazione, urbanizzazione, sanità, condizione femminile sono state costruite sulle orme dello studio precedente. Nello specifico, per stimare la partecipazione politica, è stato utilizzato il tasso di partecipazione alle elezioni europee del 2024 ricavato dai dati forniti dal Ministero degli Interni, calcolato come rapporto tra il numero di votanti e il numero totale di elettori.

La densità di popolazione è stata determinata partendo dai dati ISTAT relativi ai comuni italiani aggiornati al 2024, ottenendo il valore attraverso il rapporto tra la popolazione comunale totale e la superficie comunale espressa in km².

La variabile relativa alla pressione antropica sul suolo è stata misurata attraverso il consumo di suolo pro capite, calcolato come il rapporto tra il suolo consumato (espresso in ettari) e la popolazione residente nel 2022, ricavata dalla banca dati ISTAT dei comuni italiani al 2024. I dati necessari per questa stima sono stati estratti dai database dell'ISPRA e risultano aggiornati all'anno 2022.

Per quanto concerne la variabile della sanità, i dati sono stati reperiti dai database del Ministero della Salute, con riferimento all'anno 2022. In particolare, l'analisi ha preso in considerazione la disponibilità di posti letto ospedalieri destinati ai pazienti in condizioni "acute" e in "riabilitazione".

Infine, la variabile relativa alla condizione femminile è stata misurata attraverso il rapporto tra il numero totale di occupate di sesso femminile e il numero totale di occupati di sesso maschile. I dati necessari sono stati estratti dalle banche dati dell'ISTAT e risultano aggiornati al 2022.

[11] Fonte: elaborazione su dati Istat, Indice di Fragilità Comunale.

4.1.7 Caratterizzazione infrastrutturale

La variabile relativa alle caratteristiche infrastrutturali è rappresentata dal mix di edifici residenziali e non residenziali. Diversamente dall'approccio adottato nello studio di Marin et al. (2021)[12], che si basava sui dati forniti dall'Atlante Prin-Postmetropoli, nel presente lavoro le informazioni sono state reperite dai database dell'ISTAT, con riferimento ai dati più recenti disponibili, ossia quelli aggiornati al 2011.

La scelta di utilizzare dati del 2011 è motivata dalla relativa stabilità nel tempo di questa variabile, considerata la natura delle infrastrutture edilizie, la cui evoluzione è generalmente più lenta rispetto ad altri indicatori socio-economici.

La metodologia adottata prevede l'utilizzo dei dati relativi agli edifici residenziali per ciascun comune, integrati con il totale degli edifici comunali, entrambi estratti dai database ISTAT del 2011. La differenza tra queste due grandezze ha consentito di stimare il numero di edifici non residenziali, permettendo così il calcolo del peso degli edifici residenziali sulle infrastrutture edilizie a livello comunale.

4.1.8 Struttura familiare

Diversamente dall'approccio adottato da Marin et al. (2021), la proxy utilizzata per questa variabile è stata riformulata, adottando il rapporto tra il numero di famiglie unipersonali e il totale delle famiglie in luogo del rapporto tra il numero di famiglie monoparentali e il totale delle famiglie. Questa modifica è stata fatta per la difficoltà di trovare dati aggiornati sulle famiglie monoparentali a livello comunale.

I dati impiegati per questa elaborazione sono stati estratti dalla banca dati dell'ISTAT, che fornisce la classificazione delle famiglie in base al numero di componenti, con aggiornamento al 2022.

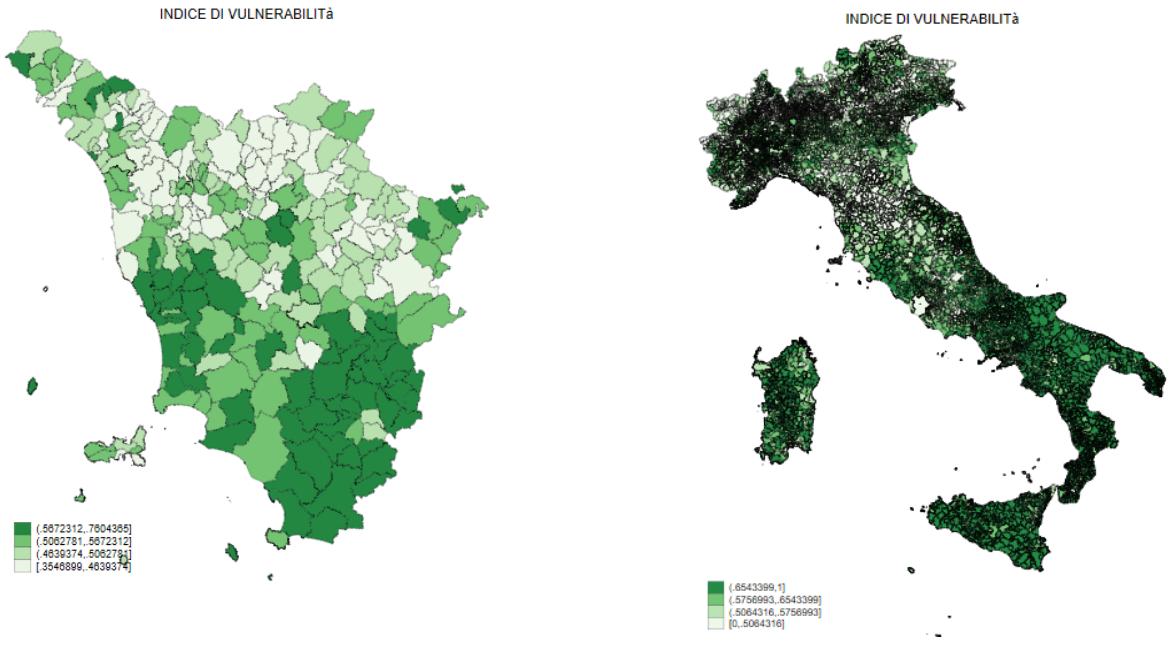
Tabella 1 – I dati elementari che compongono l'indice di Vulnerabilità

Vulnerabilità	DESCRIZIONE VARIABILE	segno	fonte	data
estensione agricoltura	% della terra agricola	+	ISTAT	**2020**
dipendenza dall'agricoltura	numero di capi bovini procapite	+	ISTAT	**2020**
conversione ecosistema	% dell'area agricola effettivamente usata sul totale dell'area agricola	+	ISTAT	**2020**
età	tasso di dipendenza	+	ISTAT	**2023**
benessere economico	reddito medio familiare	-	MEF	**2020**
povertà	famiglie con potenziali scompensi economici	+	MEF	**2020**
disuguaglianza	Gini Index	+	MEF	**2020**
disoccupazione	tasso di disoccupazione	+	ISTAT	**2021**

[12] In Marin et al. (2021) la variabile è stata determinata attraverso l'indice di concentrazione di Herfindahl-Hirshman. Nel nostro contesto non era appropriato utilizzare un indice di concentrazione su due sole categorie, peraltro, risalendo al lavoro da dove Marin e i colleghi hanno preso l'indicatore, la variabile appare rappresentata dalla percentuale di edifici residenziali sul totale degli edifici (Martin et al., 2012).

istruzione	percentuale di individui di età compresa tra i 25 e i 64 anni in possesso di un titolo di studio non superiore alla scuola secondaria di primo grado	+	ISTAT	**2021**
capacità istituzionale	indice sintetico: media dei Z-scores di alcuni indicatori - impiegati nell'Amministrazione Pubblica sul totale della popolazione - impiegati nell'Istruzione statale sul totale della popolazione - impiegati nella Sanità Pubblica	-	ISTAT	**2020**
diritti politici	Partecipazione alle elezioni al Parlamento Europeo 2024	-	MIN DEGLI INTERNI	**2024**
pressione della popolazione	densità di popolazione	+	ISTAT	**2024**
pressione antropica su suolo	uso del suolo procapite	+	ISPRA	**2023**
condizione femminile	tasso di occupazione maschile su tasso di occupazione femminile	+	ISTAT	**2022**
sanità	letti di ospedale per 1'000 abitanti	-	MIN DELLA SALUTE	**2022**
caratteristiche infrastrutture	percentuale degli edifici residenziali sul totale degli edifici	+	ISTAT	**2011**
struttura familiare	rapporto tra numero di famiglie unipersonali sul numero totale di famiglie	+	ISTAT	**2022**

Figura 6 – l'indice di vulnerabilità in Toscana e in Italia



4.2 Indice di Resilienza (Resilience)

L'indice di resilienza rappresenta una misura della capacità di un sistema territoriale di adattarsi e riprendersi dagli shock, attenuandone gli effetti negativi (Marin et al., 2021). Nel rapporto MICLIMI, viene declinato in relazione alla propensione a un'eventuale migrazione: maggiore è il grado di resilienza minore è la propensione dei residenti di migrare (e maggiore è l'attrattività del territorio) (Membretti e Tartari, 2023). Si tratta di un indicatore composito costruito sulla base di 13 variabili di natura economica, ambientale e sociale, individuate sulla scorta della letteratura scientifica di riferimento (Marin et al., 2021). Tra queste, sei variabili risultano comuni a quelle impiegate per la costruzione dell'indice di vulnerabilità (che entrano però nell'indice con il segno opposto). L'indice è stato stimato per l'intero territorio nazionale, comprendendo un totale di 7.896 comuni italiani.

La costruzione del relativo dataset si è giovato del riutilizzo di alcune variabili già raccolte per la definizione dell'indice di vulnerabilità, in ragione della parziale sovrapposizione tra i due insiemi informativi, a cui si sono affiancate le ulteriori variabili specifiche dell'indice di resilienza. I dati grezzi sono stati successivamente elaborati secondo le metodologie previste per la costruzione dell'indicatore sintetico, adottando un approccio coerente con quello già applicato per l'indice di vulnerabilità, come descritto nel Box 1.

Coerentemente con quanto effettuato per l'indice di vulnerabilità, tutte le variabili sono state aggiornate al codice ISTAT dei comuni aggiornati al 2024 per garantire la conformità e l'omogeneità del database.

La selezione delle variabili si è basata sulle linee guida proposte da Marin et al. (2021)[13]. Per ciascuna variabile sono stati indicati la fonte dei dati e l'anno di riferimento, con l'obiettivo di garantire la piena tracciabilità delle informazioni, facilitare eventuali aggiornamenti futuri e consentire la progressiva raffinazione delle stime mediante l'integrazione di dati più recenti.

In alcuni casi, tuttavia, è stato necessario discostarsi dal modello originario a causa della limitata disponibilità o dell'inaccessibilità di determinati dati a livello comunale, procedendo pertanto con l'adozione di proxy alternative o con adeguamenti metodologici mirati, pur mantenendo la coerenza con l'impianto teorico di riferimento.

4.2.1 Variabili in comune con l'indice di vulnerabilità

Tra le tredici variabili che concorrono alla costruzione dell'indice di resilienza, sei risultano coincidere con quelle già impiegate per la definizione dell'indice di vulnerabilità, analizzato nei paragrafi precedenti. In particolare, le suddette variabili sono il reddito medio, la povertà – misurata dal disagio economico -, il tasso di disoccupazione, la capacità istituzionale, l'istruzione – per il quale è stato utilizzato il complementare a cento del dato percentuale usato nell'indice di vulnerabilità, e l'offerta di servizi sanitari– misurata dal numero di letti di ospedale ogni 1.000 persone.

Gli adattamenti precedentemente applicati alle suddette variabili sono stati replicati anche nel contesto della costruzione del presente indice, al fine di garantire coerenza metodologica e comparabilità tra gli indicatori.

[13] Anche in questo caso, così come per l'indice di vulnerabilità, si è deciso di mantenere tutte le variabili specificate da Marin et al. (2021) anziché adottare soltanto la selezione individuata da Membretti e Tartari (2023) nel rapporto MICLIMI, per una più ampia ricchezza di dati.

4.2.2 Densità delle attività produttive, dipendenza settoriale, produttività

Per la variabile relativa alla densità delle attività produttive, misurata come numero di unità locali per chilometro quadrato, si è fatto riferimento al dataset fornito dall'ISTAT e aggiornato al 2020. Tale fonte include le unità locali operanti nei settori dell'industria, delle costruzioni, del terziario di mercato, dei call center e delle agenzie per il lavoro, mentre esclude i comparti dell'agricoltura, del credito e delle assicurazioni, nonché la Pubblica Amministrazione e i servizi alla persona.
Ai fini della costruzione della variabile, il dataset è stato integrato con quello relativo ai comuni italiani aggiornato al 2024, fornito dall'ISTAT, il quale riporta la superficie territoriale di ciascun comune. È stato quindi calcolato il numero totale di unità locali per comune, rapportandolo alla relativa estensione territoriale in chilometri quadrati, al fine di ottenere l'indicatore desiderato.

Ai fini della determinazione della variabile relativa all'indice di dipendenza settoriale, si è fatto riferimento ai dati grezzi estratti dall'Atlante Statistico dei Comuni elaborato dall'ISTAT e aggiornato al 2019. Il dataset classifica le attività economiche secondo la codifica ATECO 2007, permettendo di analizzare la distribuzione settoriale delle unità locali per ciascun comune. L'indice è stato calcolato utilizzando il coefficiente di concentrazione di Herfindahl-Hirschmann (HHI), che consente di misurare la concentrazione di uno o più settori economici predominanti. Si segnala tuttavia che, all'interno del dataset considerato, risultano assenti alcune sezioni della classificazione ATECO[14]. L'assenza di alcune sezioni può determinare una parziale sottostima della reale concentrazione settoriale in alcuni contesti locali, in particolare in quelli in cui le attività agricole o pubbliche costituiscono una quota significativa del tessuto produttivo.

La variabile relativa alla produttività è stata misurata in termini di valore aggiunto per addetto. I dati necessari erano già disponibili nella forma utile all'elaborazione, e sono stati estratti dal portale dell'ISTAT, con riferimento all'anno 2020.Tale misura consente di stimare la capacità di generare reddito di ciascun occupato, offrendo una rappresentazione comparabile a livello comunale del livello di sviluppo economico e della competitività dei territori.

4.2.3 Efficacia del governo e debito della Pubblica Amministrazione procapite

I dati grezzi utilizzati per la costruzione delle due variabili sono stati estratti dai database messi a disposizione dal Ministero dell'Economia e delle Finanze (MEF) e fanno riferimento all'anno 2022.

Per valutare l'azione e la capacità di gestione dell'ente, è stato scelto il valore del debito pro capite: il numeratore è definito come complesso dei debiti da finanziamento, includendo il totale dei debiti contratti attraverso prestiti obbligazionari, verso altre amministrazioni pubbliche, istituti finanziari, banche e tesorieri. La consistenza complessiva del debito è stata successivamente rapportata al totale della popolazione residente al medesimo anno di riferimento, al fine di ottenere una misura normalizzata e comparabile tra i diversi contesti territoriali.

In merito alla variabile relativa all'efficienza del governo locale, si è optato per la velocità di pagamento a consuntivo calcolato come rapporto tra la spesa effettivamente pagata e la spesa impegnata dalle amministrazioni comunali, misura proposta anche nello studio di Marin et al. (2021).

[14]Nello specifico: Sezione A: Agricoltura, silvicoltura e pesca; Sezione O: Amministrazione pubblica e difesa; assicurazione sociale obbligatoria; Sezione S: Altre attività di servizi; Sezione T: Attività di famiglie e convivenze come datori di lavoro per personale domestico; produzione di beni e servizi per uso proprio da parte di famiglie e convivenze; Sezione U: Organizzazioni ed organismi extraterritoriali.

4.2.4 Proprietà immobiliare

Nel rapporto Miclimi (Membretti e Tartari, 2023), i dati dell'Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI) dell'Agenzia delle Entrate sono stati elaborati per la costruzione di un indice di accessibilità abitativa. Nel presente studio, i dati sono stati raccolti dalla medesima fonte, con riferimento all'anno 2021.

Poiché la pubblicazione dei dati OMI avviene con cadenza semestrale, si è proceduto a calcolare la media aritmetica dei valori registrati nei due semestri dell'anno di riferimento, al fine di ottenere una stima annuale coerente. Tale valore medio è stato successivamente utilizzato come base per il calcolo dell'indice di accessibilità, elaborato nella fase di costruzione dell'indice sintetico di resilienza. Tale indice è stato calcolato come rapporto tra il valore medio a metro quadro moltiplicato per una dimensione convenzionale delle abitazioni fissata arbitrariamente a 70 metri quadri - ipotizzando che non vari significativamente fra comune e comune - e il reddito disponibile per contribuente[15].

4.2.5 Capitale sociale

In questo studio la variabile relativa al capitale sociale è stata costruita in modo differente rispetto allo studio di riferimento. Il rapporto MICLIMI si basava sulla definizione proposta da Marin et al., la quale, a sua volta, si ispirava al modello elaborato da Nannicini et al. (2013), secondo cui il capitale sociale può essere misurato mediante la media semplice dei valori standardizzati di diverse componenti: il numero di associazioni non profit, il numero di impiegati in tali organizzazioni, le donazioni di sangue, la vendita di quotidiani non sportivi ogni 1.000 abitanti, nonché alcune risposte al World Value Survey (WVS) relative alla "tolleranza" e alla "fiducia" (Marin et al., 2021).

Tuttavia, a causa della indisponibilità di dati aggiornati e geograficamente disaggregati a livello comunale per alcune delle suddette variabili (in particolare le donazioni di sangue e le risposte al WVS), è stato necessario procedere alla costruzione ad hoc di una proxy alternativa per rappresentare il capitale sociale.

Nel dettaglio, la variabile è stata elaborata a partire dai seguenti indicatori:

- il numero di biblioteche per 1.000 abitanti, secondo i dati dell'Anagrafe delle Biblioteche Italiane, aggiornati al 2024;
- il numero di musei per 1.000 abitanti, sulla base dei dati ISTAT aggiornati al 2019;
- il numero degli Enti del Terzo Settore[16] per 1.000 abitanti, aggiornati al 2024.

Tali indicatori sono stati standardizzati e aggregati tramite media aritmetica semplice, al fine di costruire un indicatore sintetico del capitale sociale coerente con il quadro metodologico generale adottato nel presente studio.

Tabella 2 – I dati elementari che compongono l'indice di Resilienza

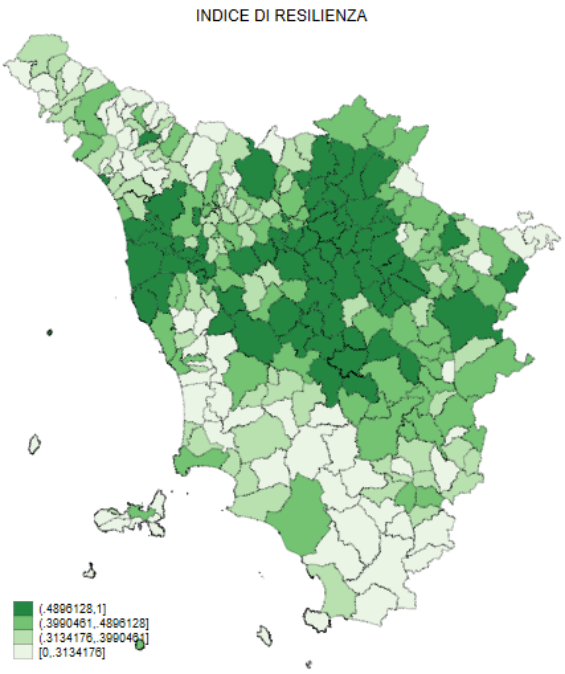
RESILIENZA	DESCRIZIONE	segno	fonte	data

[15] Il reddito medio è ottenuto dalla somma di tutte le fasce di reddito e diviso per il numero di contribuenti.

[16] Il dato riguarda gli Enti iscritti al RUT (Registro Unico Enti terzo settore) https://www.lavoro.gov.it/sportello-unico-digitale/volontariato/runts, rielaborato opportunamente tramite la combinazione del dataset riguardante i comuni italiani al 2024, per ricondurlo ai comuni dove gli enti hanno la sede legale.

benessere economico	reddito medio familiare	+	MEF	**2020**
povertà	famiglie con potenziali disagi economici	-	MEF	**2020**
tasso di disoccupazione	tasso di disoccupazione	-	ISTAT	**2021**
capacità istituzionale	indice sintetico: media dei Z-scores di alcuni indicatori - impiegati nell'Amministrazione Pubblica sul totale della popolazione - impiegati nell'Istruzione statale sul totale della popolazione - impiegati nella Sanità Pubblica	+	ISTAT	**2020**
istruzione	percentuale di individui di età compresa tra i 25 e i 64 anni in possesso di un titolo di studio non superiore alla scuola secondaria di primo grado	+	ISTAT	**2021**
sanità	letti di ospedale ogni 1'000 abitanti	+	MINISTERO DELLA SALUTE	**2022**
densità delle imprese	n° di unità locali per km2	+	ISTAT	**2020**
produttività	valore aggiunto per addetto	+	ISTAT	**2020**
dipendenza settoriale	indice di concentrazione (Herfindahl - Hirschmann) di occupati nei settori economici	-	ATLANTE STATISTICO DEI COMUNI	**2019**
debito della PA	debito della Pubblica Amministrazione procapite	-	MEF	**2022**
efficacia del governo	spesa effettivamente pagata su spesa impegnata dalle amministrazioni comunali	+	MEF	**2022**
proprietà della casa	indice di accessibilità (affordability index)	+	OMI	**2022**
capitale sociale	indice sintetico definito come la media semplice di normalized scores dei seguenti indicatori: enti del terzo settore biblioteche musei e simili	+	registro unico nazionale terzo settore Anagrafe delle Biblioteche italiane ISTAT	**2024** **2024** **2020**

Figura 7 – Indice di Resilienza





4.3 Indice dei Pericoli (Hazard)

Con il termine pericoli (hazards) ci si riferisce alla possibilità che un evento naturale avverso si verifichi in una determinata area; pertanto, questo indice si concentra sui principali fattori di rischio naturale. Nel rapporto MICLIM (2023) è stato fatto riferimento ai dati forniti dalle Agenzie Regionali per la Protezione Ambientale (ARPA) di Lombardia e Piemonte. Tali rapporti analizzano 16 differenti indicatori relativi al cambiamento climatico: numero di giorni estivi; numero di giorni di gelo; numero di notti tropicali; indice della durata dell'ondata di calore; gradi giorno di riscaldamento; gradi giorno di raffrescamento; durata della stagione vegetativa; numero di giorni con precipitazioni cumulata giornaliera maggiore di 20mm; numero massimo di giorni consecutivi senza precipitazione; numero massimo giorni consecutivi con precipitazione; precipitazione cumulata annuale nei giorni con precipitazione al 95° percentile; precipitazione cumulata giornaliera nell'arco del mese; massima precipitazione su 5 giorni nell'arco del mese; numero di giorni con velocità del vento maggiore a 10m/s; potenziale fotovoltaico. Dei 16 indicatori di rischio climatico, Membretti e Tartari (2023) considerano solo i più salienti, ovvero quelli relativi alle precipitazioni, all'aumento delle temperature e alla presenza di notti tropicali.

In particolare, sono confrontati i dati storici delle medie climatiche con le proiezioni (2021-2040) ricavate dai modelli di simulazione del clima - secondo lo scenario dell'ICCP[17]. A differenza di Membretti e Tartari (2023), in questo lavoro, è stato ritenuto che le eventuali migrazioni indotte dal cambiamento climatico non siano basate necessariamente sulle aspettative prodotte dai modelli di simulazione i cui risultati a livello territoriale non sono generalmente conosciuti dalla popolazione. Più plausibile è che gli individui confrontino su un intervallo temporale limitato a pochi decenni le variazioni climatiche che hanno direttamente sperimentato nell'arco della loro vita.

[17] Si tratta dello scenario denominato RCP 4,5, uno scenario intermedio che prevede alcune iniziative di controllo e riduzione delle emissioni.

Sono stati quindi confrontati i valori medi del decennio 1990-1999 con quelli del 2013-2022. I dati sono relativi a:

- giorni piovosi (con precipitazioni superiori a 1 mm);
- precipitazioni cumulate annue (in mm);
- temperature massime;
- temperature minime;
- notti tropicali (temp min>20 °);
- giorni tropicali (temp max>30°).

Le medie per ciascun comune, secondo i confini amministrativi del 2024, sono state ottenute elaborando le variabili del dataset EMO-1 arcmin, un dataset meteorologico ad alta risoluzione spaziale che copre l'intera Europa per il periodo 1990-2022 (Thiemig et al., 2020). EMO1 ha una risoluzione spaziale di circa 1,5km x 1.5 km ed è reso disponibile dal Joint Research Centre dell'Unione Europea. I dati spaziali grezzi (giornalieri) sono stati elaborati per ogni elemento della griglia al fine di ottenere statistiche annuali (medie o somma dei giorni con determinate caratteristiche). Successivamente il raster è stato sovrapposto allo shape-file dei confini comunali al 2024 per estrarre i dati medi per singolo comune in forma di tabella.

Per l'indicatore sintetico del cambiamento climatico di medio periodo a livello di singolo comune, si è proceduto seguendo la metodologia di Mazziotta e Pareto (2016) per la costruzione di un indice composito non compensatorio.

Figura 8 – Precipitazioni cumulate annue (Confronto 2003-22 vs 1990-99)

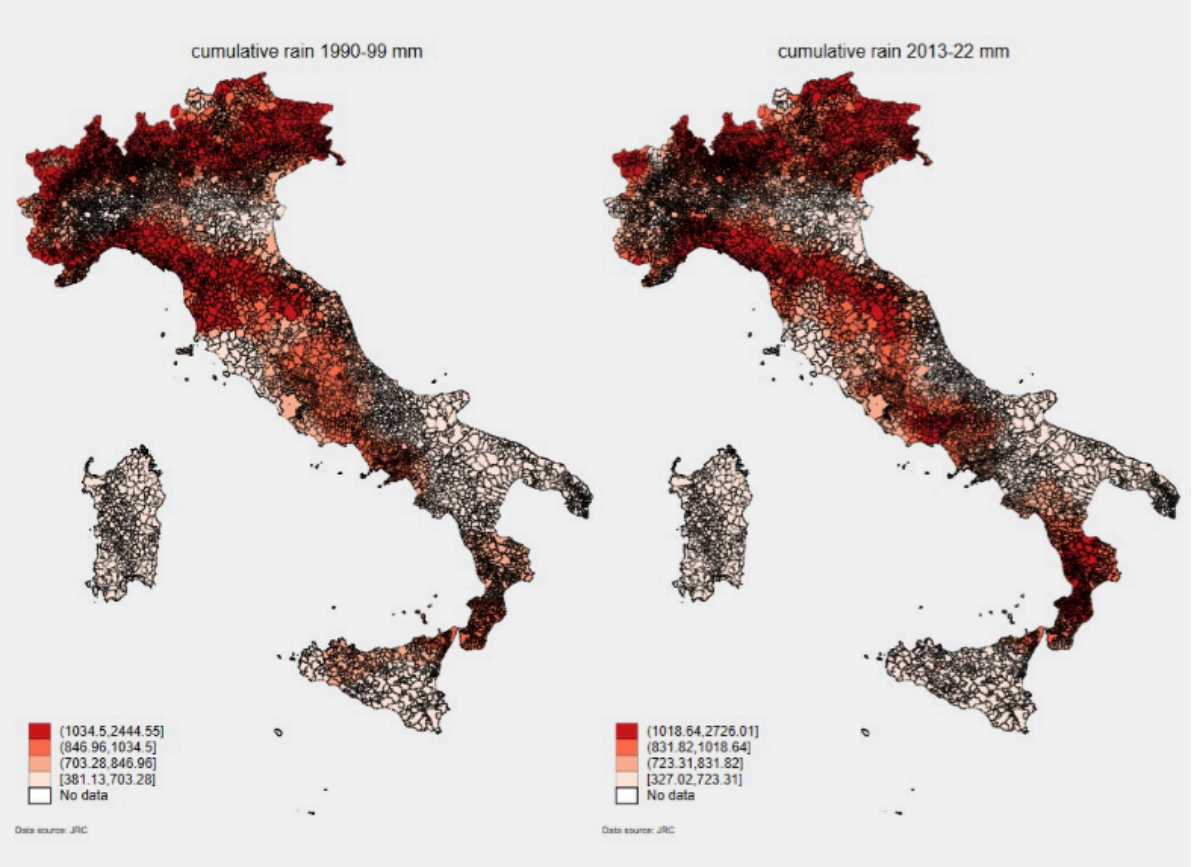
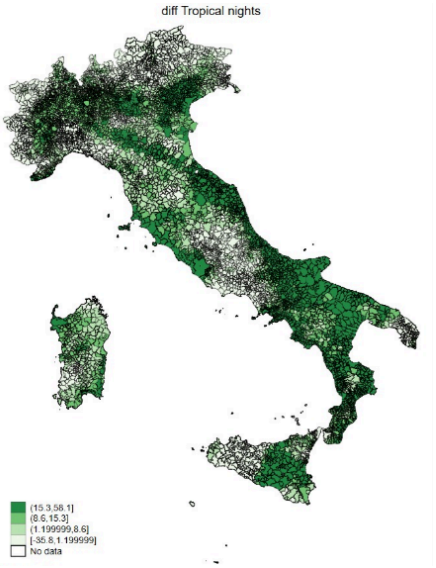


Figura 9 – Numero di notti tropicali a livello italiano (Differenza 2003-22 vs 1990-99)



Oltre alle menzionate variabili di rischio climatico, nel dataset sono state incluse tre variabili di rischio originariamente previste nel lavoro di Marin et al. (2021) e non considerate da Membretti e Tartari (2023): pericolo idrologico, geologico, sismico e vulcanico

In particolare, sono stati raccolti i dati sul rischio frane e sul rischio alluvionale estrapolati dall'ISPRA e aggiornati al 2017, mentre i dati riferiti al rischio sismico sono stati estrapolati dalle banche dati dell'ISTAT risalenti al 2012. Per quanto concerne il rischio vulcanico invece, essendo un fenomeno circoscritto a poche zone sul territorio italiano, ci siamo appoggiati al lavoro di Errico et al. (2025), riprendendo la cartina tematica elaborata nel loro lavoro.

Tabella 3 – Indice dei pericoli

evento naturale	descrizione	fonte	dati	anno
RISCHIO FRANE	grado di pericolosità	ISPRA	comunali	2017
RISCHIO ALLUVIONI	grado di pericolosità	ISPRA	comunali	2017
RISCHIO SISMICO	Indice di rischio sismico	ISTAT	comunali	2012
RISCHIO VULCANICO	Comuni in area vulcanica	*Italian Economic Journal*		2024

Nelle seguenti cartine tematiche, sono stati raffigurati i suddetti rischi sia a livello toscano, sia a livello italiano.

Figura 10 – Rischio sismico

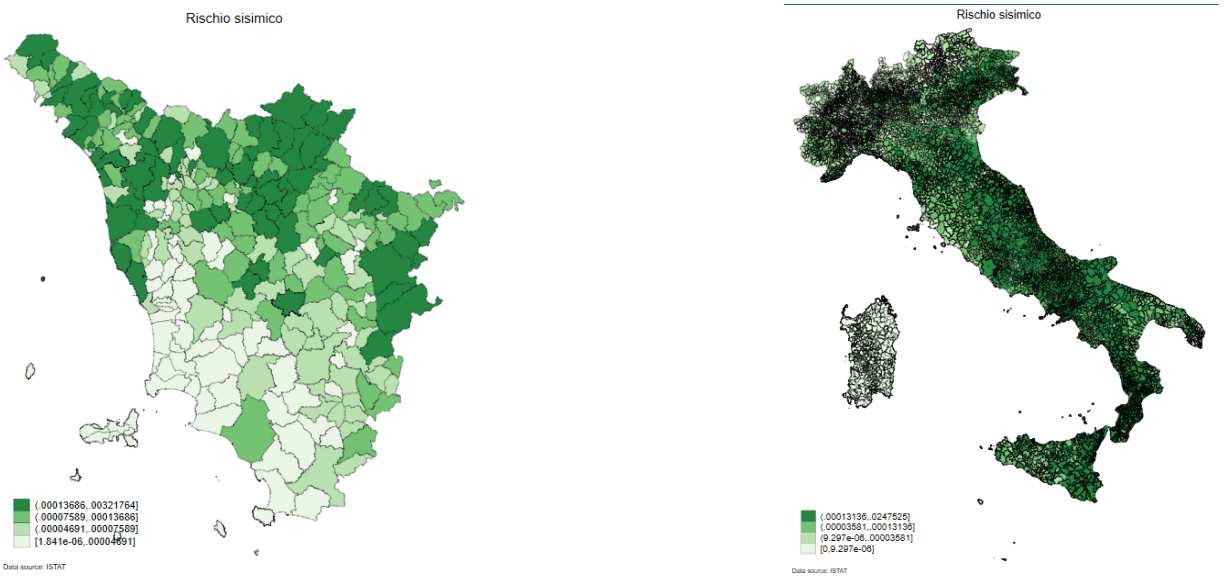


Figura 11 – Rischio idrologico

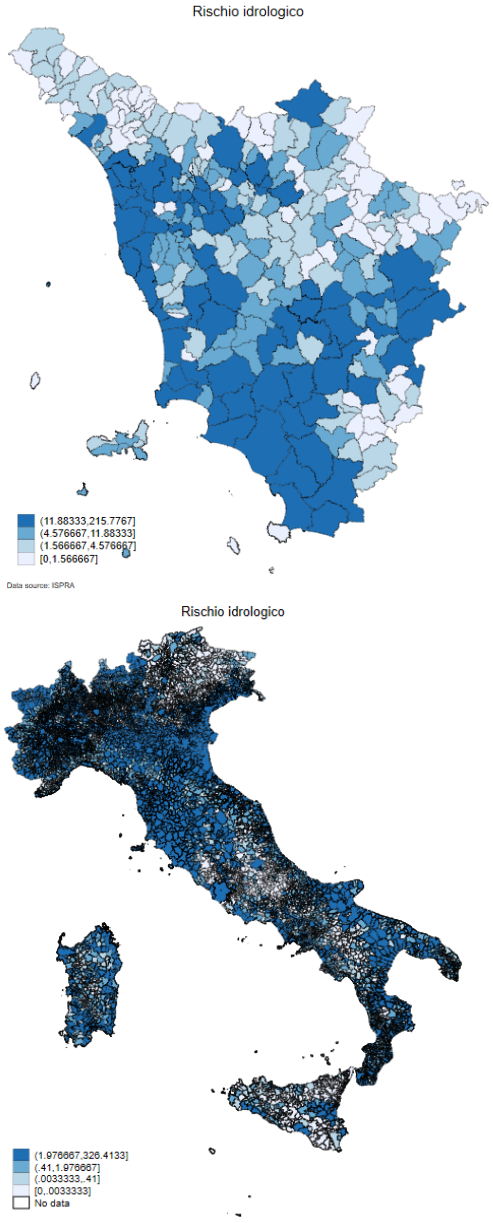


Figura 12 – Rischio geologico

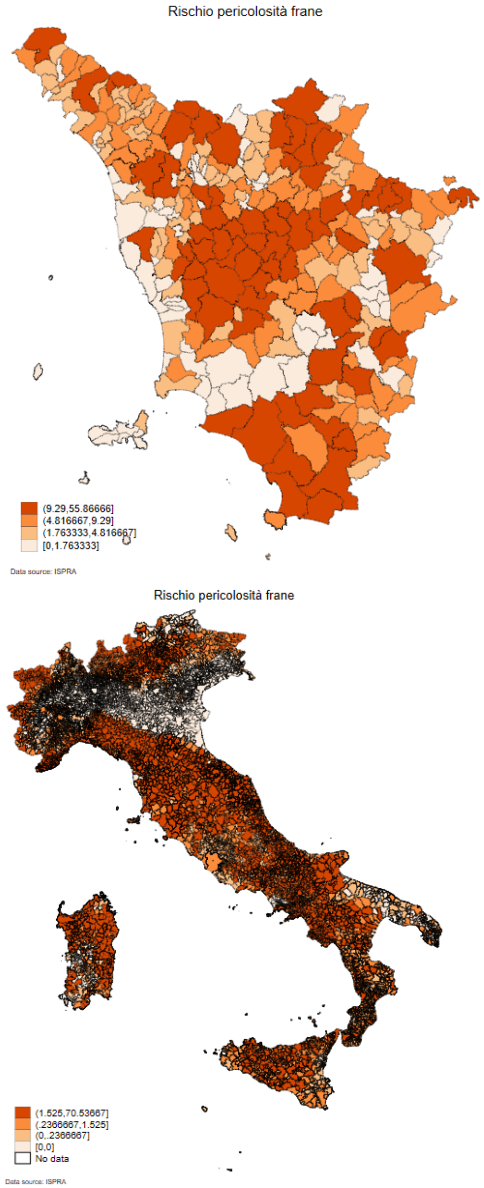
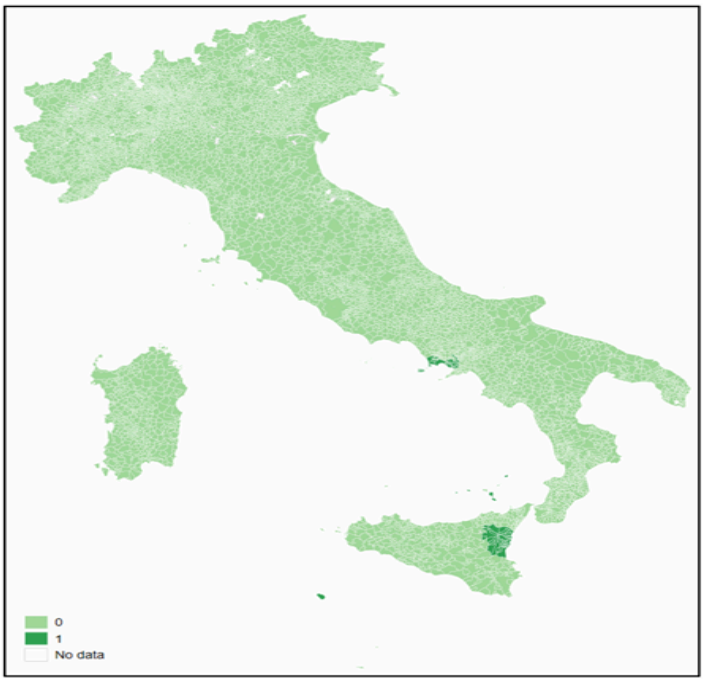


Figura 13 – Rischio vulcanico



4.4 Indice di esposizione al pericolo (Exposure)

Nel modello proposto da Marin et al. (2021), il concetto di esposizione comprende l'insieme di persone e beni potenzialmente suscettibili a danni derivanti da eventi estremi. Tale concetto include componenti sia fisiche sia socio-economiche, e si articola in esposizione diretta, riferita a beni e individui direttamente colpiti da un evento, ed esposizione indiretta, connessa a conseguenze sistemiche, quali interruzioni nelle catene di approvvigionamento o nei servizi (Marin et al., 2021). L'esposizione indiretta si verifica quando viene colpito dall'evento negativo un territorio con il quale il comune oggetto di misurazione ha stretti rapporti economici (per esempio perché è un polo nello stesso sistema locale del lavoro).

L’esposizione viene interpretata, in quest’ottica, come il valore economico complessivo dell’area oggetto di studio, rappresentando al contempo la perdita di valore potenziale associata a un evento estremo e un fattore attrattivo per la popolazione in termini di opportunità economiche e lavorative (Membretti e Tartari, 2023).

Secondo quanto delineato nel rapporto MICLIMI, l’indice di esposizione è costruito a partire da tre variabili:

- Il valore di mercato medio degli edifici residenziali, stimato sulla base dei dati forniti dall’Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI) dell’Agenzia delle Entrate, già utilizzato nella costruzione dell’indice di resilienza;
- Il valore medio delle vendite delle imprese, desunto dall’Archivio Statistico delle Imprese Attive (ASIA) dell’ISTAT;

- Lo stock di capitale delle aziende, stimato a partire dai conti nazionali e ripartito su scala comunale in funzione della distribuzione settoriale degli occupati.

Nel presente studio, sono state apportate lievi modifiche alle variabili usate da Membretti e Tartari (2023). La prima variabile (valore di mercato degli edifici residenziali) è stata mantenuta, ma è stata arricchita attraverso la stima della dimensione economica complessiva del patrimonio abitativo a livello comunale, utile a quantificare le perdite potenziali in valore economico derivanti dall'esposizione a eventi climatici e naturali. A tal fine, si è proceduto a integrare i dati ISTAT relativi al numero di abitazioni occupate e non occupate (aggiornati al 2021) con i dati OMI sul valore medio di mercato delle abitazioni. Dalla combinazione di tali fonti, ed ipotizzando una dimensione convenzionale pari a 70 metri quadri delle abitazioni, è stato ottenuto un valore determinato dal prodotto tra il valore di mercato medio degli edifici residenziali a livello comunale e la dimensione convenzionale delle abitazioni, a sua volta moltiplicato per il totale delle abitazioni per comune. Tale dato rappresenta una misura alternativa dello stock di capitale delle aziende e forse più in linea con l'obiettivo globale di misurare l'attrattività residenziale dei comuni[18].

Al valore medio delle vendite delle imprese si è preferito invece l'utilizzo del valore aggiunto medio per addetto, ricavato da dati ISTAT, coerentemente con quanto già applicato per la variabile di produttività dell'indice di resilienza.

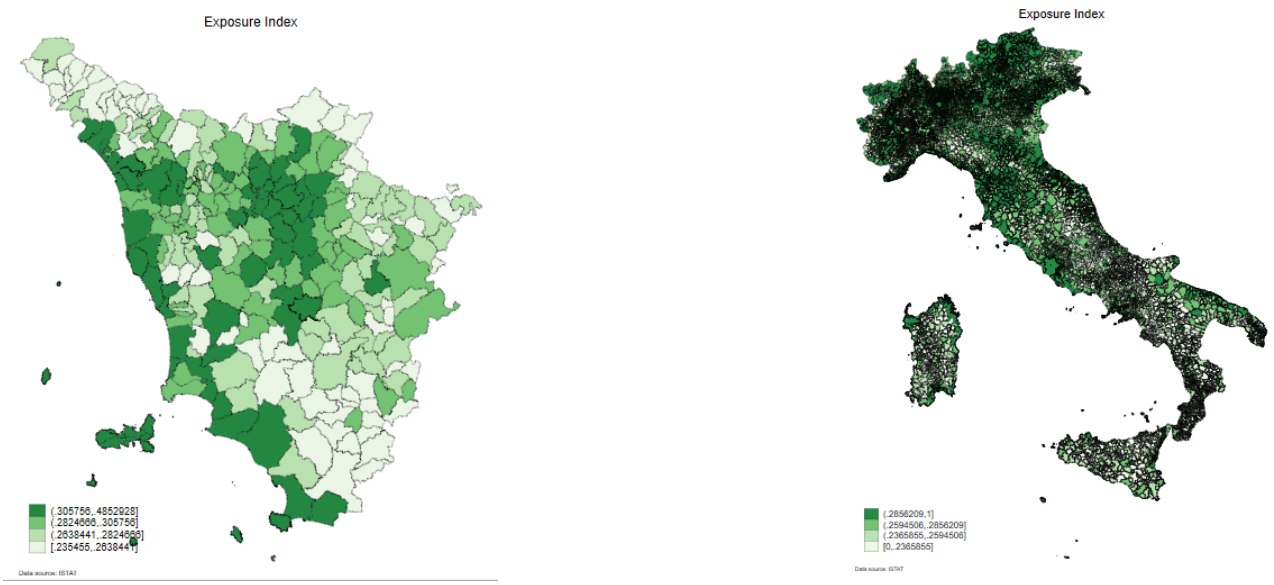
Per il calcolo dell'indicatore sintetico di esposizione, ricavato dall'aggregazione delle variabili che lo compongono, si procede come segue: tutte le componenti vengono normalizzate tra 0 e 1, sottraendo al valore comunale il valore minimo e poi dividendo per la differenza tra valore massimo e valore minimo, in modo tale da eliminare problemi di comparabilità dei dati e relative scale di riferimento (Membretti e Tartari, 2023).

Tabella 6 – Indice di esposizione al rischio

VARIABILE	dati	fonte	anno disponibile
VALORE MEDIO DELLE VENDITE DI IMPRESA	valore aggiunto per addetto	ISTAT	2020
PATRIMONIO IMMOBILIARE	dimensione economica del patrimonio abitativo	ISTAT/OMI	2021/2022

[18] La sostituzione della variabile utilizzata da Membretti e Tartari (2023) è motivata sia dall'indisponibilità dei dati relativi al patrimonio aziendale, sia dalla minore pertinenza di tale indicatore rispetto all'attrattività residenziale, oggetto specifico dell'analisi.

Figura 13 – Indice di esposizione al rischio



5. Criticità nella costruzione della banca dati

5.1 Problemi nella codifica dei dati

Durante la fase di costruzione della banca dati, una delle criticità più ricorrenti ha riguardato la presenza di dati mancanti relativi ad alcuni comuni italiani. Tale problematica si è manifestata principalmente in ragione della differente datazione delle variabili considerate, che ha spesso generato incongruenze e disallineamenti tra le informazioni e l'universo comunale di riferimento (al 2024).

Le situazioni problematiche riscontrate possono essere ricondotte alle seguenti macro-categorie:

- Mancata corrispondenza tra le osservazioni e i comuni italiani, a causa dell'assenza di un codice identificativo univoco condiviso (codice ISTAT) e di conseguenti difformità nella denominazione ufficiale dei comuni tra i diversi dataset;
- Valori mancanti, effetto delle modalità di codifica del dato da parte della fonte e che rappresentano in realtà l'assenza del fenomeno osservato: questi valori possono quindi essere correttamente interpretati come valori pari a zero (ad esempio, il numero di biblioteche in un comune che ne è privo);
- Valori effettivamente mancanti, non interpretabili come assenza del fenomeno e non sostituibili con lo zero, per i quali si rende necessario un processo di stima o imputazione;

Per affrontare tali criticità, sono state adottate strategie differenziate in base alla natura del problema rilevato. In riferimento al primo caso, è stato effettuato un attento controllo e un'opera di armonizzazione delle denominazioni comunali, al fine di garantire la massima coerenza tra i dataset e il corretto accoppiamento delle osservazioni. Nel secondo caso, i valori mancanti sono stati sostituiti con zero laddove ciò risultasse metodologicamente plausibile, come nel caso del

numero di biblioteche, musei, o capi bovini procapite in comuni che, ragionevolmente, non sono presenti nei comuni interessati dal dato mancante. Per i valori effettivamente mancanti (come nel terzo caso), si è ricorso all'imputazione basata sulla media provinciale ponderata, utilizzando come peso la popolazione[19] o la superficie del comune, a seconda della variabile trattata. L'obiettivo è quello di massimizzare la completezza e la coerenza interna del database, minimizzando al contempo eventuali distorsioni derivanti dall'imputazione.

È opportuno considerare che l'impiego di tecniche di approssimazione per la gestione dei dati mancanti può comportare una distorsione dei totali originari presenti nei dataset di riferimento, con potenziali implicazioni sulla fedeltà rappresentativa dei dati.

Un esempio significativo è rappresentato dalla variabile relativa alla capacità istituzionale, in cui l'imputazione dei valori mancanti tramite medie provinciali può generare un bias nei totali dei dipendenti nei settori considerati (sanità, istruzione e pubblica amministrazione), alterando così la precisione della distribuzione effettiva delle risorse umane sul territorio. Lo stesso procedimento è stato applicato anche ad altre variabili, quali quelle derivate dai dati OMI (valore medio al metro quadrato degli immobili residenziali e indice di accessibilità), l'efficacia del governo e l'indice di dipendenza: tutte variabili a cui è stata attribuita una media provinciale pesata in mancanza del dato per alcuni comuni. In ogni caso, il numero di osservazioni interessate si limita a poche decine, circostanza che ci consente di ritenere l'eventuale distorsione introdotta statisticamente poco rilevante. Più precisamente, In termini quantitativi, il numero di comuni interessati varia da 2 a un massimo di 17, su un totale di 7.896, e riguarda esclusivamente le variabili precedentemente menzionate. In media, una percentuale ben al di sotto dell'1% dei comuni risulta quindi interessato dal processo di imputazione dei dati mancanti per le variabili in questione. Si tratta pertanto di un fenomeno trascurabile: la distorsione introdotta è marginale e non compromette la rappresentatività complessiva del database. È opportuno sottolineare che tale criticità si è manifestata unicamente nella costruzione dei database a livello nazionale; al contrario, quando l'analisi è circoscritta alla sola regione Toscana, il problema risulta assente.

5.2 Disallineamento temporale delle fonti

Un ulteriore aspetto critico nella costruzione della banca dati riguarda la non omogeneità temporale dei dati grezzi utilizzati per la stima degli indicatori compositi. La differente disponibilità cronologica delle fonti può, infatti, introdurre disallineamenti tra variabili, compromettendo, almeno in parte, la coerenza interna del dataset. Nonostante ciò, si osserva che, per la quasi totalità delle variabili incluse, i dati grezzi fanno riferimento ad anni relativamente recenti, con una concentrazione prevalente nel periodo compreso tra il 2020 e il 2022, e in particolare al 2021, che rappresenta l'anno più frequentemente rilevato. Tale circostanza ha permesso di garantire, nel complesso, un elevato grado di attualità e comparabilità tra le variabili, pur riconoscendo che residuano alcune discrepanze temporali che, se non correttamente considerate, potrebbero influenzare le analisi. In questi casi, sono state adottate opportune strategie di normalizzazione e documentazione delle fonti e dell'anno di riferimento, in modo da rendere trasparente l'eventuale disallineamento e, ove possibile, attenuarne gli effetti sulle elaborazioni finali.

5.3 Il problema del frazionamento amministrativo

Come conseguenze della instabilità dei riferimenti amministrativi comunali, un problema ricorrente ha riguardato l'assenza di dati riferiti ai "nuovi" comuni, che hanno origine dal frazionamento di altri

[19] Per quanto riguarda il dato relativo alla popolazione residente a livello comunale, è opportuno precisare che le informazioni utilizzate come base fanno riferimento all'anno 2022. Tale circostanza potrebbe incidere sulla rappresentatività e sull'accuratezza delle stime.

comuni. Uno degli esempi emblematici è il caso di Misiliscemi, comune istituito nel 2021 a seguito della separazione amministrativa dal comune di Trapani per cui è quasi totale la mancanza di osservazioni per le variabili considerate.

Al fine di colmare le suddette lacune, è stato adottato un approccio metodologico differenziato, calibrato in funzione della natura della variabile considerata. In taluni casi, si è proceduto mediante una stima proporzionale, basata sul rapporto tra la popolazione residente o l'estensione territoriale del nuovo comune, risultante dal frazionamento, e quella del comune originario. Tale proporzione è stata quindi applicata al valore registrato per il comune di partenza, al fine di inferire una stima coerente per il nuovo ente. In altri casi, qualora la variabile fosse già espressa in forma relativa (quale un rapporto o una percentuale), il valore del comune madre è stato direttamente assegnato al nuovo comune, assumendo una condizione di omogeneità tra i territori interessati.

Anche in questo contesto, è opportuno sottolineare che le approssimazioni adottate, sebbene necessarie per garantire la completezza del database, possono determinare una distorsione della precisione del dato, compromettendo parzialmente la sua aderenza alla realtà empirica. Si tratta comunque di poche decine di casi.

Bibliografia

Bonifazi, C., Heins, F., & Tucci, E. (2014). Le migrazioni interne in Italia nel 2011-12. In M. Colucci, & S. Gallo (Eds.), L'arte di spostarsi. Rapporto 2014 sulle migrazioni interne in Italia (pp. 3–20). Roma: Donzelli

Bonifazi, C., Heins, F., & Tucci, E. (2015). Le migrazioni interne: Tendenze e dimensioni. In M. Colucci, & E. S. Gallo (Eds.), Tempo di cambiare. Rapporto 2015 sulle migrazioni interne in Italia (pp. 3–22). Donzelli: Roma

Bonifazi, C., Heins, F., Licari, F., & Tucci, E. (2016). Le migrazioni interne in Italia nel 2013-2014: Gli aspetti territoriali. In M. Colucci, & S. Gallo (Eds.), Fare spazio. Rapporto 2016 sulle migrazioni interne in Italia (pp. 3–23). Donzelli: Roma.

Bonifazi, C., Heins, F., Licari, F., & Tucci, E. (2021). The regional dynamics of internal migration intensities in Italy. Population, Space and Place, 27(7), e2331. https://doi.org/10.1002/psp.2331

Errico, L., Mosca, A., & Rondinella, S. (2025). Enhancing the understanding of income inequality among Italian municipalities: The role of environmental risk. *Italian Economic Journal*. https://doi.org/10.1007/s40797-024-00307-0.

Etzo I., (2008). Internal migration: A review of the literature.

Gallo, S. (2012). Senza attraversare le frontiere. Le migrazioni interne dall'unità a oggi. Laterza: Roma-Bari.

Gomes G., Thiemig, V.,.; Skien, J. O., Ziese M., Rauthe-Schoch A., Rustemeier E., Rehfeldt K., Walawender J., Kolbe C., Pichon D., Schweim, C., Salamon P. (2020): EMO-1arcmin: A high-resolution multi-variable gridded meteorological data set for Europe (1990-2021). European Commission, Joint Research Centre (JRC) [Dataset] doi: 10.2905/0BD84BE4-CEC8-4180-97A6-8B3ADAAC4D26 PID: http://data.europa.eu/89h/0bd84be4-cec8-4180-97a6-8b3adaac4d26

Manuel-Navarrete D., Gomez J.J., Gallopín G. (2007). Syndromes of sustainability of development for assessing the vulnerability of coupled human–environmental systems. The case of hydro

meteorological disasters in Central America and the Caribbean. Global Environ Change 17 (2):207–217.

Marin, G., Modica M., Paleari S., Zoboli R., (2021). Assessing disaster risk by integrating natural and socio-economic dimensions: A decision-support tool. Socio-Economic Planning Sciences 77 (2021) 101032. https://doi.org/10.1016/j.seps.2021.101032.

Mazziotta, M., Pareto, A. (2016). On a generalized non-compensatory composite index for measuring socio-economic phenomena. *Social Indicators Research, 127*(3), 983–1003. https://doi.org/10.1007/s11205-015-0998-2.

Membretti A., (2025), Intervento per la presentazione del libro Migrazioni Verticali. La montagna ci salverà? Unifi Greeen Week, 6 Maggio 2025

Membretti A., Barbera F., Tartari G. (A cura di),(2024), Migrazioni Verticali. La montagna ci salverà?, Donzelli, Roma.

Membretti A., Tartari G. (A cura di), (2023), Migrazioni climatiche e mobilità interna nella metro-montagna padana. Fondazione Cariplo. Rapporto Finale del Progetto MICLIMI. 119 pp.

Modica M., Zoboli R. (2016). Vulnerability, resilience, hazard, risk, damage, and loss: a socio-ecological framework for natural disaster analysis. Web Ecol 2016;16(1): 59–62.

Mustafa D., (1998). Structural causes of vulnerability to flood hazard in Pakistan. Econ Geogr 74 (3):289–305.

Nannicini T., Stella A., Tabellini G., Troiano U., (2013). Social capital and political accountability. Am Econ J Econ Pol 2013;5:222–50.