



Quaderni dell'Osservatorio

Appunti di Economia immobiliare

Anno *Dodicesimo* - Numero Unico - 2023

Quaderni dell'Osservatorio

Appunti di Economia immobiliare

Iscritto al Registro della stampa del Tribunale di Roma n. 141/2012 del 14.05.2012

ISSN 2533-2902

Anno XII – Numero unico – Dicembre 2023

“In memoria di Caterina Andreussi cui si deve la nascita dei Quaderni”

Direttore editoriale

Gianni Guerrieri

Caporedattore

Cristina Garasi

Redazione

Anna D'Angelo

Barbara Mattacchini

Hanno collaborato

Isidora Barbaccia

Irene Cesarano

Luigi Cipollini

Maurizio Festa

Emanuele Franculli

Erika Ghirardo

Luca Marignoli

Gerardo Nolè

Redazione

Via Giorgione 106 - Roma

entrate.ufficiocomunicazioneistituzionale@agenziaentrate.it

Indice

Presentazione dei Quaderni di Gianni Guerrieri	pag. 5
Ricerche e Analisi della DC SEOMI	pag. 7
1. Acquirenti e venditori delle compravendite immobiliari <i>di E. Ghirardo, L. Marignoli</i>	pag. 8
2. L'utilizzo delle abitazioni in Italia <i>di I. Barbaccia, M. Festa</i>	pag. 33
3. Una possibile stima del rendimento lordo e netto dell'investimento in un'abitazione <i>di M. Festa, G. Guerrieri</i>	pag. 55
Commenti e riflessioni	pag. 78
1. Intervista a Aldo Scalise - Sogei spa Responsabile Area Servizi Catastali e Cartografici - Le potenzialità dell'intelligenza artificiale per i servizi legati al mercato immobiliare <i>a cura di E. Franculli, G. Nolè</i>	pag. 79
2. Intervista a Francesca Fantuzzi - Head of Research di Jones Lang LaSalle (JLL): su "La trasparenza del mercato immobiliare" <i>a cura di M. Festa</i>	pag. 82
3. Trending topic e sentiment analysis nel mercato immobiliare. Un'applicazione sui titoli degli articoli di giornali di settore. <i>a cura di I. Cesarano, L. Cipollini, E. Ghirardo</i>	pag. 85

Presentazione

di Gianni Guerrieri

La prima parte dei Quaderni è dedicata a ricerche e analisi interne alla Direzione Centrale Servizi estimativi e Osservatorio del mercato immobiliare (DC SEOMI). In questo numero sono presentati tre *paper* che hanno come filo comune l'esplorazione delle banche dati utilizzabili dalla Direzione al fine di indagare alcuni specifici aspetti del mercato immobiliare, in particolare residenziale.

Il primo contributo di Ghirardo-Marignoli analizza le caratteristiche di acquirenti e venditori sul mercato immobiliare, aggiornando, ma su una base dati del tutto rinnovata, le analisi già svolte (l'ultima più di dieci anni fa) dall'Osservatorio del mercato immobiliare.

Un secondo saggio di Festa-Barbaccia è dedicato all'analisi degli utilizzi che i proprietari dichiarano circa il loro patrimonio immobiliare. La novità di questa analisi, che riprende i dati alla base della pubblicazione su "Gli immobili in Italia", curata dal Dipartimento delle finanze del Ministero dell'economia e delle finanze e dalla DC SEOMI, risiede soprattutto nella stima delle abitazioni effettivamente non utilizzate con disaggregazione per area geografica e nella descrizione degli utilizzi disaggregando i territori in base alla classificazione ISTAT delle aree interne.

Infine, un terzo articolo di Guerrieri-Festa riguarda la stima del rendimento lordo (e netto) di un investimento in abitazione mediante un contratto di affitto ordinario di lungo periodo (4+4). Tutti i tre contributi, in particolare gli ultimi due, sono in qualche misura propedeutici, salva una ulteriore valutazione critica, anche dal punto di vista metodologico, alla produzione di nuove statistiche periodiche da parte dell'Osservatorio del mercato immobiliare.

La seconda parte dei Quaderni accoglie, come di consueto, commenti e riflessioni da parte di soggetti esterni alla DC SEOMI e all'Agenzia delle Entrate, da qualche tempo realizzati mediante interviste sui temi sempre del mercato immobiliare o anche di soggetti che operano nella DC SEOMI e nell'Agenzia, ma che forniscono contributi e analisi che non sono frutto di specifiche ricerche svolte nell'ambito della DC SEOMI. Così, in questo numero, sono pubblicate due interviste, una alla dottoressa Francesca Fantuzzi (Head of Research, Italy – JLL), a cura di Maurizio Festa sul tema delle "Statistiche sul mercato immobiliare" e l'altra al dottor Aldo Scalise (responsabile Area Servizi Catastali e Cartografici di SOGEL) sul tema delle "Potenzialità dell'intelligenza artificiale per i servizi legati al mercato immobiliare" a cura Emanuele Franculli e Gerardo Nolè.

Conclude un contributo di Ghirardo-Cesarano-Cipollini sull'utilizzo delle tecniche di *trending topic* e *sentiment analysis* applicate al mercato immobiliare. Il lavoro è una sintesi di una ricerca svolta nell'ambito del corso di "Diploma di esperto in Data Science" organizzato dalla Scuola Nazionale dell'Amministrazione.

I *Quaderni dell'Osservatorio – Appunti di economia immobiliare* sono intitolati alla memoria della nostra collega *Caterina Andreussi*, già dirigente della DC OMISE e caporedattore dei Quaderni, prematuramente scomparsa nel 2015.

Un ringraziamento a tutti coloro che hanno contribuito alla realizzazione di questo numero dei Quaderni.

Il direttore editoriale


I *Quaderni* sono pubblicati sul sito internet dell'Agenzia delle Entrate. Sarà inviato per e-mail, a chi ne fosse interessato, il *link* alla specifica pagina di internet:

<https://www.agenziaentrate.gov.it/wps/content/Nsilib/Nsi/Schede/FabbricatiTerreni/omi/Pubblicazioni/Quaderni+Osservatorio/>

Ricerche e analisi
della Direzione centrale
Servizi estimativi e Osservatorio
del Mercato Immobiliare

ACQUIRENTI E VENDITORI DELLE COMPRAVENDITE IMMOBILIARI

DI ERIKA GHIRALDO *, LUCA MARIGNOLI **

1 Introduzione

Al fine di valorizzare il patrimonio informativo presente nel nuovo archivio dei soggetti, questo lavoro si propone di delineare un profilo delle persone, fisiche e non fisiche, che, in qualità di acquirenti o venditori, intervengono in una compravendita immobiliare. In questa analisi sono considerati tutti i soggetti che, nell'anno 2021, hanno effettuato acquisti e vendite, in qualsiasi quota, per i diritti di piena proprietà e proprietà superficiaria, di immobili urbani e terreni¹.

In primo luogo, l'articolo offre un quadro generale della distribuzione dei soggetti per settore di mercato. Rivolgendo l'attenzione esclusivamente al mercato residenziale, per le persone fisiche è approfondito l'acquisto con ausilio di mutuo ipotecario e l'utilizzo dell'agevolazione prima casa. L'incrocio della base dati dei soggetti attivi in una compravendita con la base dati degli immobili oggetto di compravendita, con l'archivio dello stock e ancora con la base dati degli immobili ipotecati consente di acquisire informazioni relative alla tipologia, all'ubicazione e alla dimensione dell'immobile compravenduto oltre all'eventuale ipoteca che grava su di esso. La disponibilità di questi dati permette di descrivere in modo più dettagliato sia le caratteristiche personali (età, genere, residenza) sia i comportamenti che i soggetti adottano quando decidono di acquistare o vendere un immobile: dall'individuazione della zona, al ricorso al credito, alla scelta del taglio dimensionale.

La disponibilità di una base dati delle compravendite con una buona profondità storica, le informazioni sono raccolte a partire dal 2004, permette, sulla base di alcuni criteri convenzionali, di individuare i soggetti che entrano, per la prima volta, nel mercato della compravendita di abitazioni, i cosiddetti *first time buyer* e, su questi, di fare alcune considerazioni. Nell'ottica di valutare la mobilità delle persone e l'attrattività di alcuni ambiti territoriali, è approfondita la relazione tra la residenza e l'ubicazione dell'immobile con un approfondimento sugli acquisti dall'estero.

Per le persone non fisiche si approfondisce, con l'ausilio della categoria Ateco, il tipo di attività svolta e, con uno sguardo a tutti i settori di mercato, si indaga la distanza tra sede e ubicazione dell'immobile e ancora si riportano alcuni dettagli sugli acquisti di società con sede all'estero.

L'articolo intende quindi offrire un quadro descrittivo dei soggetti delle compravendite, proponendo alcuni indicatori che potrebbero nel seguito arricchire l'attuale *set* informativo proposto dall'Osservatorio del Mercato Immobiliare. Inoltre, sono esplorati alcuni aspetti che nel seguito potrebbero essere oggetto di ulteriori approfondimenti.

Le caratteristiche dei compratori e dei venditori sono state oggetto di un primo pionieristico contributo di analisi descrittiva all'interno del Rapporto immobiliare del 2001-2002². A questo è seguita una successiva analisi del 2012 (Andreussi e Ghirardo³) che, utilizzando come fonti le dichiarazioni dei redditi e le note di trascrizione della pubblicità immobiliare inerenti alle transazioni, metteva in relazione residenze, redditi dichiarati, età e attività di

* Capo Ufficio Statistiche e Studi Sul Mercato Immobiliare - Direzione Centrale Servizi Estimativi E Osservatorio Mercato Immobiliare.

** Funzionario Ufficio Statistiche e Studi sul Mercato Immobiliare - Direzione Centrale Servizi Estimativi e Osservatorio Mercato Immobiliare.

¹ Sono esclusi i soggetti che hanno effettuato compravendite nei settori BCNC, ALT e RSD.

² Agenzia del Territorio, Rapporto immobiliare 2001-2002, Edizioni Il Sole 24 ore S.p.A., 2002, pp 81-110.

³ E. Ghirardo, C. Andreussi, (2011). *Le caratteristiche degli acquirenti e venditori di abitazioni*. Territorio Italia n. 1/2011 disponibile al link [Archivio - Territorio Italia n. 1/2011 - Agenzia delle Entrate \(agenziaentrate.gov.it\)](#)

lavoro prevalente. In questo studio, particolare attenzione era data alla mobilità distinguendo le tipologie di mercato, comunale, infra-provinciale ed extra-provinciale. Rispetto a quell'analisi, in questo elaborato non si ripropone l'indagine sul reddito dichiarato al fisco e sull'attività di lavoro prevalente, in quanto tali dati non sono disponibili nella base dati oggi costituita. L'analisi svolta nel 2012 si riferiva ad una base dati appositamente costituita per quell'analisi. Diversamente, oggi si dispone di una base dati dei soggetti legati ai trasferimenti che si aggiorna in concomitanza con quella degli immobili compravenduti e si popola di informazioni tratte dalle note di trascrizione degli atti di compravendita e dalle note di registrazione. A scapito della mancanza di alcune informazioni, ciò comporta alcuni indubbi vantaggi: gli indicatori di interesse possono essere aggiornati con la frequenza ritenuta utile ed è possibile approfondire le analisi anche con comparazioni storiche.

Dopo questa breve introduzione, il seguito dell'articolo è organizzato in otto paragrafi. Il primo descrive i dati utilizzati per l'analisi e i criteri adottati per la loro elaborazione; il secondo paragrafo offre una panoramica dei soggetti, acquirenti e venditori, in relazione al settore di mercato in cui operano. I due paragrafi successivi illustrano rispettivamente le principali caratteristiche delle persone fisiche e delle persone non fisiche, a cui seguono il quinto e il sesto nei quali l'attenzione è riservata solo alle persone fisiche che acquistano abitazioni, prima indagandone i loro tratti e comportamenti, poi con un approfondimento sulla relazione tra residenza del soggetto e ubicazione dell'immobile acquistato. Il settimo paragrafo è dedicato alle persone fisiche residenti all'estero mentre l'ultimo replica alcuni dei temi trattati per le persone non fisiche.

2 Criteri di elaborazione delle informazioni sui soggetti

La base dati dei soggetti coinvolti nelle compravendite di immobili registra quasi 135 milioni di *record*, coprendo un periodo che parte dal 2004 e si aggiorna mensilmente. Ciascuna osservazione identifica un soggetto, i relativi dati personali (età, genere, comune di nascita e residenza se persona fisica, codice Ateco e comune in cui è situata la sede se persona non fisica), il ruolo nella compravendita (acquirente o venditore), l'immobile oggetto del trasferimento e le principali caratteristiche (comune di ubicazione e attributi censuari), la quota del diritto trasferito e la presenza di eventuali agevolazioni fiscali.

Non tutte le informazioni contenute nella base dati sono però complete. Con riferimento alle persone fisiche, per il 16% non è presente l'informazione sull'età, per il 36% è assente il genere e il comune di residenza mentre per il 29% delle persone non fisiche non sono riportati il codice Ateco e la sede. In questo studio, si ritiene valido ipotizzare che i dati mancanti si distribuiscono come quelli osservati, per cui le analisi statistiche che descrivono le caratteristiche citate sono effettuate per la sola parte dei soggetti per i quali il dato è presente. Inoltre, per la maggior parte, sono riportate distribuzioni percentuali che sono sufficienti, per lo scopo che qui si persegue, a descrivere i fenomeni che si intende evidenziare.

In relazione all'immobile acquistato o venduto dai soggetti, sono elaborate l'informazione relativa all'ubicazione, a livello di dettaglio del comune catastale nel quale è censito l'immobile, la categoria aggregata in settori di mercato⁴ e ancora per il settore residenziale la dimensione espressa in termini di superficie calcolata secondo i criteri del DPR 138/98.

Ciascun soggetto è presente in quanto attore nella compravendita di un certo immobile e attraverso l'immobile si è in grado di associare l'informazione sulla presenza di un'iscrizione ipotecaria riferita a quello specifico acquisto. L'informazione sull'acquisto con l'ausilio di mutuo ipotecario è quindi acquisita in via indiretta attraverso l'immobile e non indagando direttamente il soggetto.

⁴ Per l'assegnazione del settore di mercato si fa riferimento ai criteri descritti nella nota metodologica delle compravendite immobiliari alla quale si rimanda per ogni approfondimento. La nota è disponibile al link:

[Schede - Osservatorio del Mercato Immobiliare - Note metodologiche - Agenzia delle Entrate \(agenziaentrate.gov.it\)](#)

Nell'archivio dei soggetti, le persone fisiche con residenza all'estero sono identificate con un unico codice che indica solo che il soggetto non ha residenza in Italia ma non è possibile stabilire il paese di provenienza. Al fine di approfondire l'analisi rispetto alla provenienza dei soggetti, in particolare degli acquirenti, si è deciso di utilizzare il dato relativo al paese di nascita ipotizzando che i soggetti con residenza estera risiedano nel paese in cui sono nati. Si tratta evidentemente di un'ipotesi che comporta qualche imprecisione nell'indagine sul paese estero di provenienza ma che è, tuttavia, solida nel rappresentare la quota di soggetti esteri attivi nel mercato immobiliare italiano. Per le persone non fisiche con sede all'estero, invece, si conosce con esattezza il paese estero eletto per la sede.

3 Acquirenti e venditori: cenni generali

Nel 2021, nel mercato delle compravendite di immobili (urbani e terreni), intervengono circa 7,4 milioni di soggetti, per il 90% circa si tratta di PF e per il restante 10% di PNF (Tabella 1). I venditori sono 4,2 milioni a fronte di 3,2 milioni di acquirenti con una ripartizione tra PF e PNF analoga a quella del complesso dei soggetti⁵. Rispetto alla tipologia di immobili acquistati, la quota di PF è molto elevata per le abitazioni, in particolare tra gli acquirenti, che rappresentano il 97% del totale dei soggetti che acquistano residenze. Per contro, la quota di soggetti PNF è massima per le unità immobiliari del settore produttivo dove i soggetti PNF che acquistano sono il 64% del totale degli acquirenti di questa tipologia di immobili. Anche nei settori agricoli e terreni la quota di soggetti PNF acquirenti è piuttosto elevata ed è del 24% e 14% mentre tra i venditori i soggetti PNF si mantengono sotto il 10% del totale soggetti venditori.

Il quadro descritto, evidenzia come gli attori dominanti delle compravendite di immobili siano le persone fisiche, con l'eccezione delle specificità di alcuni settori quali il produttivo e l'agricolo dove la quota di soggetti PNF raggiunge percentuali significative relativamente al numero di soggetti che acquistano e vendono immobili di questo comparto, numero che in valore assoluto resta comunque esiguo. Per la compravendita di questi immobili, infatti, i soggetti che intervengono sono lo 0,8% del totale dei soggetti acquirenti e venditori del 2021 (Tabella 2). Circa il 60% dei soggetti opera nel mercato delle compravendite per immobili di tipo residenziale e pertinenziale, il 33% circa per immobili terreni e il 6% negli scambi di immobili del terziario-commerciale.

Tabella 1: Distribuzione del numero di soggetti acquirenti e venditori per PF e PNF

Settore mercato	Acquirenti		Venditori		Totale soggetti	
	% PF	% PNF	% PF	% PNF	% PF	% PNF
RES	97%	3%	92%	8%	94%	6%
PER	95%	5%	85%	15%	90%	10%
TCO	80%	20%	87%	13%	84%	16%
PRO	36%	64%	40%	60%	38%	62%
AGR	76%	24%	93%	8%	86%	14%
TER	86%	14%	93%	7%	90%	10%
Totale soggetti	92%	8%	90%	10%	91%	9%

⁵ Il dettaglio della distribuzione del numero di soggetti acquirenti e venditori per settore di mercato è riportato nella Tabella 27 dell'appendice.

Tabella 2: Distribuzione del numero di soggetti PF e PNF acquirenti e venditori per settore di mercato

Settore mercato	Acquirenti	Venditori	Totale soggetti
RES	34,6%	34,4%	34,5%
PER	26,9%	23,8%	25,2%
TCO	6,3%	6,5%	6,4%
PRO	0,6%	0,5%	0,6%
AGR	0,2%	0,2%	0,2%
TER	31,5%	34,5%	33,2%
Totale soggetti	100%	100%	100%

4 Principali caratteristiche dei soggetti PF

Considerando le sole PF e distinguendo per classi di età, come è ragionevole attendersi, la distribuzione lato acquirenti e lato venditori risulta diversa e speculare. Gli acquisti sono effettuati, in maggior parte, da soggetti con età compresa tra 31 e 50 anni, che rappresentano circa il 50% dei soggetti acquirenti. All'opposto, i venditori si collocano per lo più nella fascia di età oltre i 60 anni. Ciò risulta evidente dalla lettura della Tabella 3 dove, oltre all'informazione sulle quote percentuali del numero di soggetti per classi di età, è mostrato anche il diagramma a barre che confronta la distribuzione distintamente per gli acquirenti e per i venditori.

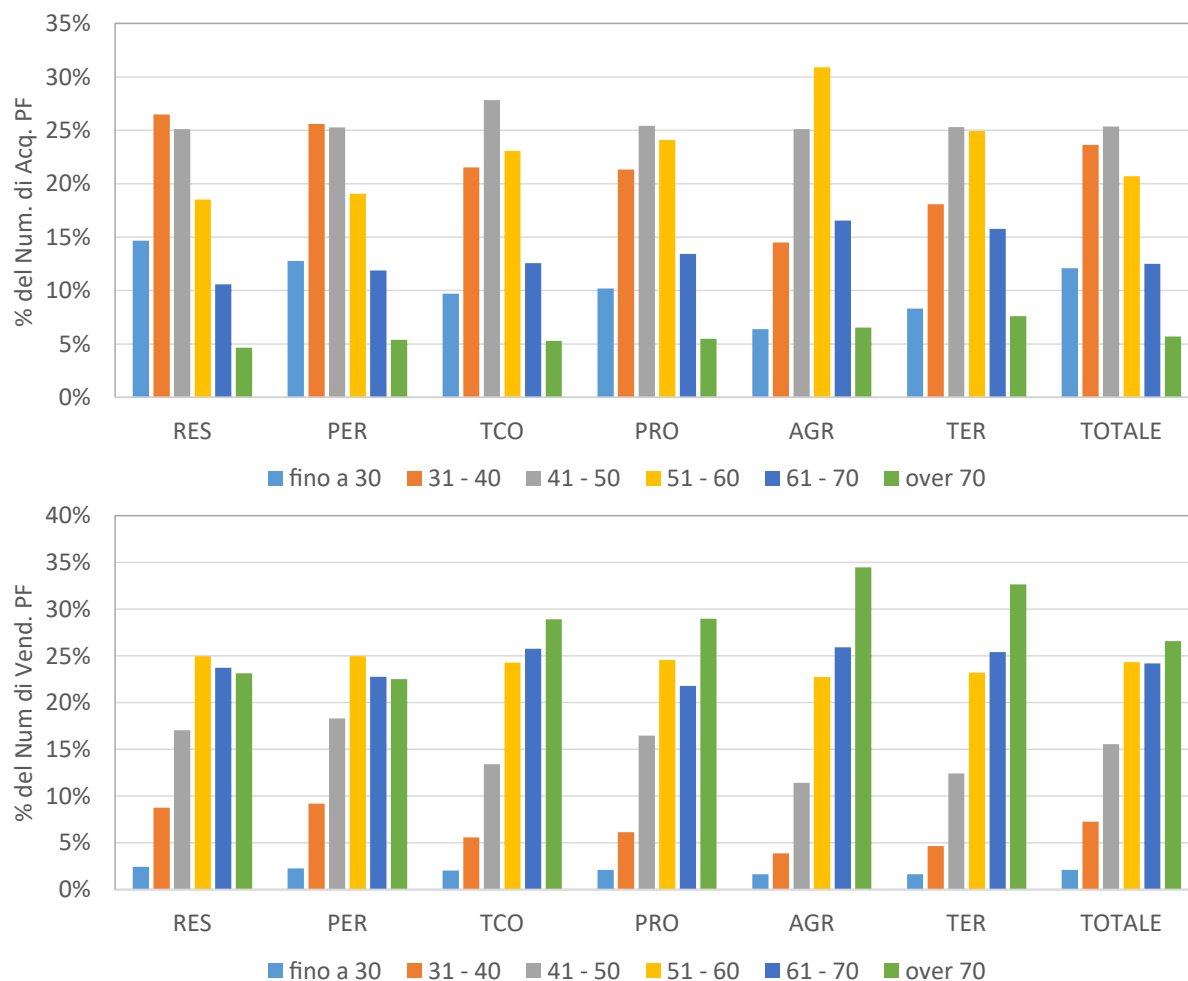
Tabella 3: Distribuzione % del numero di soggetti PF acquirenti e venditori per classi di età

Classe di età	% Acquirenti PF*	% Venditori PF*	% soggetti PF
fino a 30	12%	2%	6%
31 - 40	24%	7%	14%
41 - 50	25%	16%	20%
51 - 60	21%	24%	23%
61 - 70	12%	24%	19%
over 70	6%	27%	18%
Totale soggetti PF	100%	100%	100%

* La direzione delle barre è da dx a sx per gli acquirenti e da sx a dx per i venditori

Tra i diversi settori (Figura 1), gli acquirenti tra 51 e 60 anni superano il 30% tra i soggetti che acquistano immobili a destinazione agricola, mentre nel terziario commerciale gli acquirenti sono, in maggior parte persone con età compresa tra 41 e 50 anni. Nel residenziale, gli acquisti sono effettuati da persone con età compresa tra 31 e 40 anni. Tra i venditori, rispetto alla distribuzione complessiva, si evidenzia una quota più accentuata di persone over 70 che vendono immobili terreni e urbani agricoli.

Figura 1: Distribuzione del numero di soggetti PF acquirenti (grafico in alto) e venditori (grafico in basso) per classi di età e settore di mercato



Per ciascuna classe di età si è approfondita la distribuzione di compratori e venditori per quota di soggetti per genere (Tabella 4). Rispetto al genere non vi sono particolari differenze nelle classi di età nella quota di soggetti attivi nel mercato della compravendita⁶.

⁶ Si precisa che la quota di informazioni mancanti per il genere è più elevata rispetto a quella dell'età, ragione per la quale le percentuali indicate in Tabella 4 si riferiscono a una platea di soggetti di numerosità minore rispetto a quella di Tabella 3. Si rimanda al paragrafo 1 per maggiori delucidazioni sul trattamento dei dati mancanti.

Tabella 4: Distribuzione % del numero di soggetti PF acquirenti e venditori per classi di età e genere

Classe di età	% Acquirenti PF		% Venditori PF	
	Femmine	Maschi	Femmine	Maschi
fino a 30	14,7%	13,7%	2,3%	2,6%
31 - 40	25,3%	24,9%	7,5%	8,5%
41 - 50	24,1%	24,7%	14,8%	17,2%
51 - 60	19,3%	19,4%	23,9%	24,7%
61 - 70	11,6%	11,7%	24,2%	23,6%
over 70	5,1%	5,6%	27,3%	23,5%
Totale soggetti PF	100%	100%	100%	100%

* La direzione delle barre è da dx a sx per le femmine e da sx a dx per i maschi

5 Principali caratteristiche dei soggetti PNF

I soggetti PNF, circa il 10% dei soggetti che ha operato nel mercato della compravendita nel 2021, svolgono principalmente attività legate al settore delle costruzioni e delle attività immobiliari. In particolare, tra i venditori PNF più del 40% svolge attività di costruzioni, percentuale che scende al 19% tra gli acquirenti PNF che per lo più svolgono attività immobiliari.

Tabella 5: Distribuzione del numero di soggetti PNF acquirenti e venditori per categoria ATECO

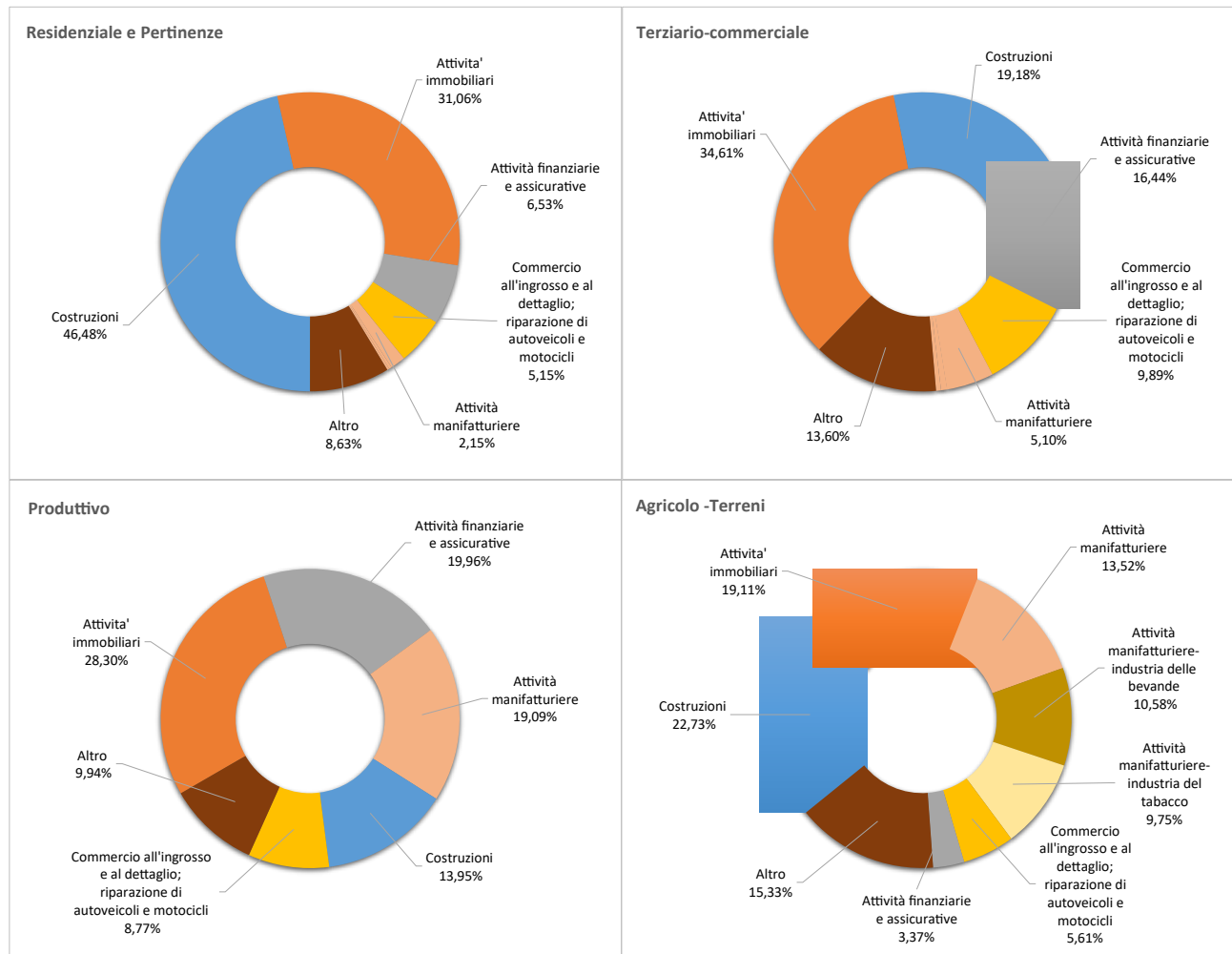
Categorie Ateco aggregate ⁷	Acquirenti PNF	Venditori PNF	Totale Soggetti PNF
Costruzioni	19%	44%	34%
Attività immobiliari	28%	28%	28%
Attività finanziarie e assicurative	6%	8%	7%
Attività manifatturiere	11%	3%	6%
Commercio all'ingrosso e al dettaglio, riparazione di autoveicoli e motocicli	7%	5%	6%
Attività manifatturiere-industria delle bevande	8%	1%	4%
Attività manifatturiere-industria del tabacco	7%	1%	3%
Altro	14%	10%	11%
Totale soggetti PNF	100%	100%	100%

Per singolo settore di mercato, l'analisi della tipologia di attività svolta dalle società che hanno acquistato e venduto immobili nel 2021 risulta piuttosto simile a quella del complesso dei soggetti PNF appena commentata ma con alcune specificità che vale la pena evidenziare. Dai grafici a torta di Figura 2 risulta che le società che operano nelle costruzioni e nell'attività immobiliare sono la maggior parte, ma nel settore agricolo e terreni sono

⁷ In questa analisi le categorie Ateco sono state aggregate come descritto nella Tabella 29 riportata in appendice.

in numero significativo anche le società attive nell'industria delle bevande, del tabacco e più in generale nell'industria manifatturiera; inoltre, una quota non trascurabile di società svolge attività legate al commercio al dettaglio e commercio all'ingrosso.

Figura 2: Distribuzione dei soggetti PNF acquirenti per attività ATECO e settore di mercato⁸



6 Soggetti PF che acquistano abitazioni

Concentrandosi sui soggetti PF che acquistano residenze, si riporta di seguito un approfondimento rispetto ad alcune variabili di rilievo in questo settore. In particolare, si analizza la distribuzione degli acquisti in relazione all'utilizzo dell'agevolazione prima casa e all'accensione di un'ipoteca sulla residenza acquistata.

Tra le PF che acquistano abitazioni, i soggetti fino a 40 anni usufruiscono dell'agevolazione prima casa in misura maggiore rispetto agli acquirenti delle altre classi di età. Infatti, più del 70% dei soggetti giovani, fino a 40 anni, acquista avvalendosi dell'agevolazione prima casa, quota che scende al 40% circa per gli acquirenti con più di 60 anni.

Analogamente, sono i più giovani ad effettuare un maggior numero di acquisti con l'ausilio del mutuo ipotecario. Più del 70% dei soggetti nella classe di età tra 31 e 40 anni acquista abitazioni accendendo un'ipoteca sulla stessa abitazione acquistata. La lettura combinata dell'informazione tra acquisto con ipoteca e agevolazione

⁸ Nei grafici di Figura 2 le attività manifatturiere relative all'industria delle bevande e del tabacco sono rappresentate solo per i settori agricolo e terreni, negli altri settori, data la poca rilevanza, sono confluite nelle attività manifatturiere.

prima casa evidenzia che la quota di soggetti che acquista con ipoteca è più alta tra coloro che usufruiscono dell'agevolazione prima casa. Ciò è vero per tutte le classi di età, ma il divario è più elevato per le persone tra 51 e 60 anni dove appare più evidente la presenza di due componenti di soggetti: quelli che acquistano una prima abitazione e quelli che invece acquistano una seconda residenza. Per questi soggetti, la quota di coloro che accede ad un'ipoteca se acquista con agevolazione prima casa è del 53% mentre ad usufruire dell'ipoteca è appena del 23% in assenza dell'agevolazione. Come atteso, la quota di soggetti over 70 che acquista finanziandosi con l'iscrizione di un'ipoteca è appena del 5%.

Tabella 6: Distribuzione del numero di soggetti per classi di età e acquisto con agevolazione prima casa

Classe di età	Acquisto con agevolazione prima casa	
	% Si	% No
fino a 30	75%	25%
31 - 40	72%	28%
41 - 50	58%	42%
51 - 60	45%	55%
61 - 70	41%	59%
over 70	43%	57%
Totale acquirenti PF	59%	41%

Tabella 7: Distribuzione del numero di soggetti per classi di età e acquisto con ausilio di ipoteca per il totale e in relazione all'utilizzo dell'agevolazione prima casa

Classe di età	Acquisto con ausilio ipoteca		Acquisto con ausilio ipoteca	
	% Si	% No	Agevolazione prima casa	Senza agevolazione prima casa
fino a 30	64%	36%	69%	52%
31 - 40	70%	30%	78%	50%
41 - 50	56%	44%	71%	35%
51 - 60	36%	64%	53%	23%
61 - 70	18%	82%	27%	12%
over 70	5%	95%	6%	3%
Totale acquirenti PF	51%	49%	65%	31%

6.1 First time buyer

Nell'ambito degli acquisti di abitazioni e in particolare nel caso in cui il soggetto richieda un prestito con l'accensione di un'ipoteca sull'immobile acquistato può essere rilevante individuare la categoria dei soggetti cosiddetti *first-time buyers*, ovvero coloro che entrano per la prima volta come acquirenti di un'abitazione. In molti paesi dell'Unione europea e nei paesi anglosassoni per questi soggetti sono previste particolari condizioni di accesso al credito. Nelle basi dati di cui si dispone, soggetti e immobili, non è presente una specifica informazione circa il fatto che un soggetto abbia o meno effettuato un acquisto precedente di una residenza. Si è ritenuto tuttavia

utile indagare questo aspetto e al tal fine si sono convenzionalmente fatte alcune ipotesi che possono condurre ad avere una *proxy* di soggetto *first-time buyer*. Considerando i soli acquirenti di abitazioni, sono stati 'etichettati' come *first-time buyers* coloro che non hanno effettuato alcun acquisto e alcuna vendita di immobili residenziali nei quindici anni precedenti l'acquisto dell'anno analizzato. Si tratta ovviamente di un'ipotesi che conduce ad una sovra stima del numero di compratori *first-time* in particolare per i soggetti non giovani che potrebbero aver acquistato un altro alloggio prima dei quindici anni fissati. Va detto che questa analisi assume maggiore interesse per le persone più giovani, soggetti ai quali solitamente si rivolgono le politiche di sostegno all'acquisto dell'abitazione e in generale per i soggetti con caratteristiche di vulnerabilità, caratteristiche che maggiormente contraddistinguono gli acquirenti per la prima volta (reddito basso, patrimonio scarso) e quindi con un profilo di rischio più elevato per gli istituti di credito che erogano il prestito. Inoltre, questa categorizzazione può essere d'aiuto nell'isolare il mercato primario (prima casa di abitazione principale come *proxy*) dal mercato secondario (sostitutivo e seconde case)⁹.

Nella analisi che qui si presenta, sono stati considerati *first-time buyers* tutte le persone fisiche che, prima del 2021, non sono mai intervenute in qualità acquirenti o venditori nel mercato residenziale. Nel 2021, i *first-time buyers* sono il 67% del totale degli acquirenti e il 72% ha un'età inferiore a 50 anni. La quota di questi soggetti si riduce progressivamente, come è logico che sia, all'aumentare dell'età: è pari al 90% per i più giovani mentre è del 50% per gli over 70. Il 57% dei *first-time buyers* accende un mutuo per l'acquisto della propria abitazione, a differenza dei non *first-time buyers* che si rivolgono al mercato del credito solo nel 41% dei casi.

Tabella 8: Distribuzione del numero di soggetti *first time buyer* e non *first time buyer* per classe di età

Classe di età	No First time buyer	First time buyer
fino a 30	10%	90%
31 - 40	31%	69%
41 - 50	46%	54%
51 - 60	47%	53%
61 - 70	50%	50%
over 70	50%	50%
Totale acquirenti PF	33%	67%

Tabella 9: Distribuzione del numero di soggetti *first time buyer* e non *first time buyer* che acquistano con ausilio di ipoteca

Acquisto con ausilio di ipoteca	No First time buyer	First time buyer
No	59%	43%
Sì	41%	57%
Totale acquirenti PF	100%	100%

⁹ Per un approfondimento sulle componenti della domanda di abitazioni si rimanda alla monografia di Guerrieri (2022) "Il mercato della casa: domanda, offerta, tassazione e spesa pubblica".

6.2 Acquisti in comproprietà

Una casa, per esigenze di varia natura, può essere acquistata da più soggetti simultaneamente, ciascuno dei quali acquisisce una quota del diritto trasferito. Come si può intuire, questo è un fenomeno piuttosto diffuso: tipicamente una coppia legata sentimentalmente che decide di andare a vivere insieme. Nel 2021, circa il 53% del totale degli acquirenti ha comprato un'abitazione in comproprietà e tra questi, oltre il 90% ha acquistato un'abitazione per intero. I trasferimenti nei quali compaiono più soggetti che acquistano una porzione della residenza possono essere ragionevolmente imputati in gran parte ai casi di sistemazioni di quote ereditarie.

Tabella 10: Distribuzione del numero di acquirenti PF di abitazioni per porzione di immobile acquistato e numero di soggetti per immobile

Porzione immobile acquistato	Mono acquirenti	Acquirenti in comproprietà	Totale acquirenti PF
Intero	46%	54%	100%
Quota	58%	42%	100%
Totale acquirenti PF	47%	53%	100%

Porzione immobile acquistato	Mono acquirenti	Acquirenti in comproprietà	Totale acquirenti PF
Intero	88%	92%	90%
Quota	12%	8%	10%
Totale acquirenti PF	100%	100%	100%

Nei trasferimenti di diritti per lo stesso immobile con più soggetti, analizzata la differenza¹⁰ dell'età, emerge che la maggior parte degli acquisti di quote sono effettuate da coetanei, per il 70% la differenza di età non supera i 5 anni, mentre è solo del 3% la quota di coloro che acquistano insieme porzioni di un alloggio e la differenza di età è superiore a 20 anni.

Tabella 11: Distribuzione del numero di acquirenti PF che acquistano in comproprietà per classe di differenza di età tra i comproprietari

Classe differenza di età (in anni)	% acquirenti PF
0 - 5	70%
5 - 10	20%
10 - 15	5%
15 - 20	2%
20 - 25	1%
> 25	2%
Totale acquirenti PF	100%

¹⁰ Nei casi in cui vi sono più di due soggetti che acquistano una porzione dello stesso immobile la differenza è stata calcolata con riferimento all'età minima e massima.

6.3 Le dimensioni delle abitazioni acquistate

Con riferimento alle caratteristiche delle abitazioni scambiate dai soggetti PF, si esamina la distribuzione della superficie per classe di età. Si osserva un comportamento speculare da parte di acquirenti e venditori: i soggetti più giovani, in particolare tra i 31 e i 50 anni, comprano case più grandi, oltre 100 m^2 e vendono quelle più piccole mentre gli over 50 propendono per le dimensioni minori a sfavore di quelle maggiori. Nel complesso, la superficie mediana delle case acquistate e vendute è simile, pari circa a 95 m^2 .

Tabella 12: Superficie mediana delle abitazioni compravendute per classi di età

Classe di età	Acquirenti PF	Venditori PF
fino a 30	94	94
31 - 40	103	91
41 - 50	101	94
51 - 60	92	98
61 - 70	90	99
over 70	89	95
Totale soggetti PF	94	95

Figura 3: Distribuzione delle superfici delle abitazioni acquistate dalle PF per classi di età

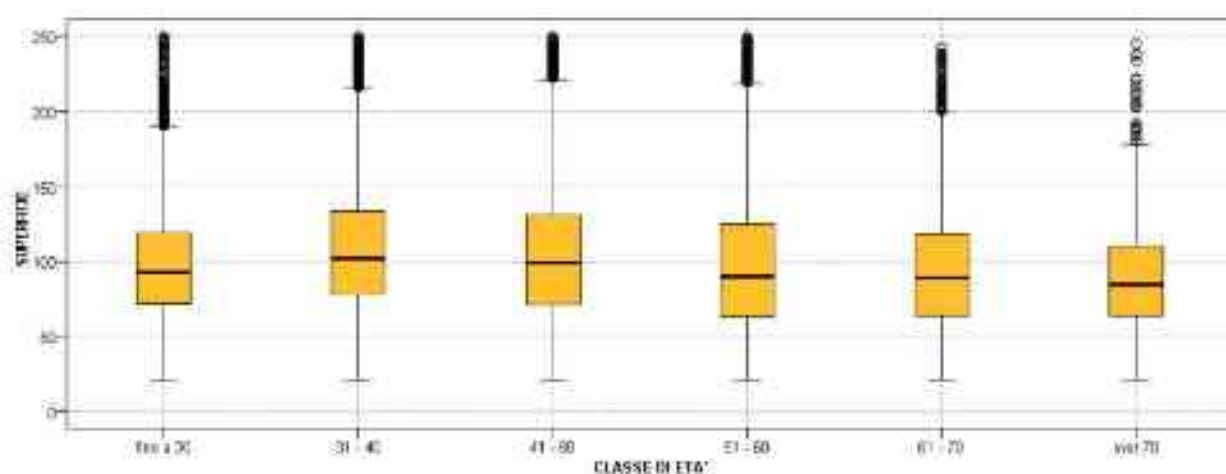
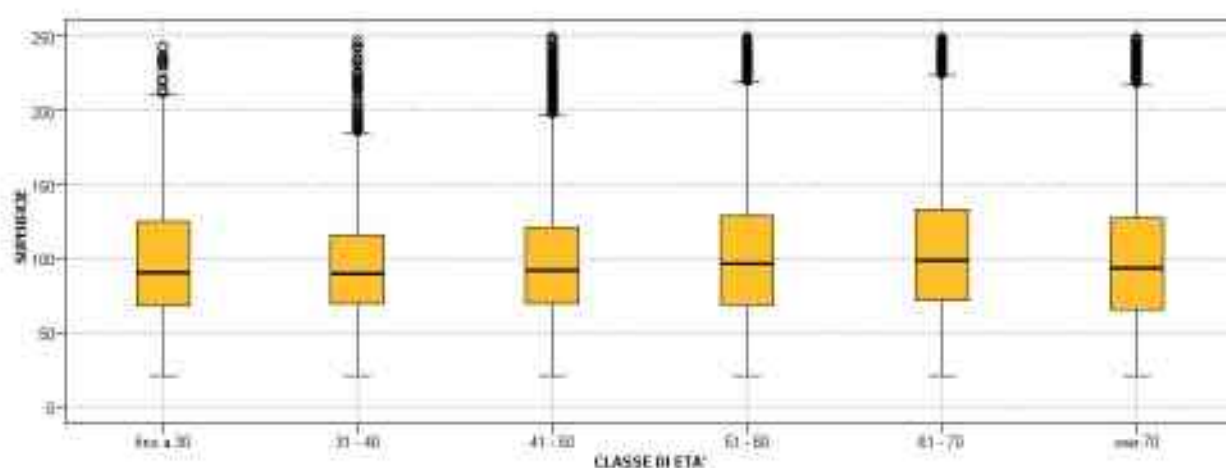


Figura 4: Distribuzione delle superfici delle abitazioni vendute dalle PF per classi di età



7 Soggetti PF che acquistano abitazioni: residenza e ubicazione

Un approfondimento interessante è rappresentato dall'analisi della relazione tra residenza del soggetto che acquista e l'ubicazione dell'immobile. In particolare, la relazione che qui si indaga è relativa alle sole abitazioni, e intende offrire un quadro generale della tipologia di mercato che si realizza nella compravendita ed evidenziare l'attrattività degli alloggi di alcuni ambiti territoriali. Nel 2021 il numero di soggetti che ha acquistato abitazioni, intere o per quota, è pari circa a 1,1 milioni ma l'analisi è condotta per la parte di essi, quasi 803 mila, per i quali il dato sulla residenza è presente. La distanza, espressa in termini di km, tra il comune di residenza del soggetto e il comune di ubicazione dell'immobile compravenduto è calcolata attraverso un algoritmo che sceglie il percorso minimo tra il comune di origine e quello di destinazione¹¹.

La Tabella 13 mette in luce le preferenze dei soggetti: il 66% acquista alloggi situati nel raggio di 5 km dal luogo in cui risiede, percentuale che arriva al 77% se non si va oltre i 20 km. Si attesta, invece, all'11% la quota di acquirenti che si stabilisce oltre i 100 km dalla propria residenza. Dalla tabella successiva emerge un comportamento differente in base all'ubicazione dell'immobile in un comune capoluogo o non capoluogo. In particolare, si osserva che il 77% dei soggetti che acquista una casa ubicata in un capoluogo risiede nello stesso comune capoluogo mentre è pari al 57% per coloro che acquistano in un comune minore. In altri termini, si evidenzia una maggiore tendenza e/o predisposizione allo spostamento da parte di chi vive in comuni non capoluoghi. Il dato aggregato rivela che gli acquirenti provengono principalmente dallo stesso comune in cui è ubicato l'immobile (63%), in misura minore dai comuni adiacenti (11%), da altri comuni¹² (25%) o dall'estero (1%).

¹¹ Per i dettagli relativi al calcolo delle matrici delle distanze, si rinvia alla nota tecnica pubblicata sul sito dell'Istat al link [nota-tecnica-matrici-distanze-maggio2023.pdf \(istat.it\)](#).

¹² Si definiscono adiacenti i comuni confinanti, così come ricavati dalle matrici di contiguità pubblicate dall'Istat al link [Matrici di contiguità, distanza e pendolarismo \(istat.it\)](#). Tutti i comuni non adiacenti sono definiti altri comuni.

Tabella 13: Distribuzione del numero di acquirenti PF per classi di distanza tra comune residenza e comune ubicazione immobile

Distanza tra Residenza/Ubicazione (km in classi)	% Acquirenti PF
<= 5 km	66%
5 - 20 km	11%
20 - 50 km	6%
50 - 100 km	4%
100 - 200 km	4%
200 - 300 km	2%
> 300 km	5%
Da estero	1%
Totale Acquirenti PF	100%

Tabella 14: Distribuzione del numero di soggetti acquirenti PF in relazione al confronto tra comune di residenza e comune ubicazione immobile

Residenza e Ubicazione immobile	Immobile ubicato in Capoluogo	Immobile ubicato in un non Cap	% Acquirenti PF
Stesso comune	77%	57%	63%
Comune adiacente	6%	13%	11%
Altro comune	17%	29%	25%
Da estero	0,4%	1,4%	1,0%
Totale Acquirenti PF	100%	100%	100%

La porzione non indifferente di soggetti che acquista abitazioni lontane, oltre 50 km dalla propria residenza, (Tabella 13) offre un ulteriore spunto di analisi. La mappa in Figura 5 mostra per ciascuna provincia la quota di soggetti che proviene da province diverse da quella di ubicazione dell'immobile: in alcuni casi, si raggiungono percentuali elevate, comprese tra il 40% e il 60% dell'intero mercato provinciale. Si tratta di 9 province e in particolare la % è elevata nelle province liguri di Imperia e Savona, ad Aosta, L'Aquila, Lecce e Nuoro. Per queste province, caratterizzate da una forte componente di acquisti di natura "extra-provinciale", si è ulteriormente approfondita la provenienza degli acquirenti e nei grafici di Figura 6, si illustra la provincia di origine degli acquirenti e il relativo peso (indicato dallo spessore della linea) dei legami principali. Ad Aosta, per esempio, gli acquisti da parte di non residenti nella provincia sono effettuati principalmente da soggetti che risiedono nelle province di Torino, Milano e Savona mentre a Lecce le case sono acquistate da residenti a Bari, a Roma e a Milano. Inoltre, emerge una relazione tra il tipo di mercato considerato e le abitazioni acquistate con l'agevolazione prima casa: in particolare, più ci si allontana dalla provincia di residenza, maggiore è la quota di abitazioni

acquistate senza l'agevolazione. Infatti, il 63% delle persone che acquista fuori la propria provincia, non compra una prima casa.

Figura 5: Distribuzione della quota di soggetti che acquista da province diverse dalla provincia di ubicazione dell'immobile

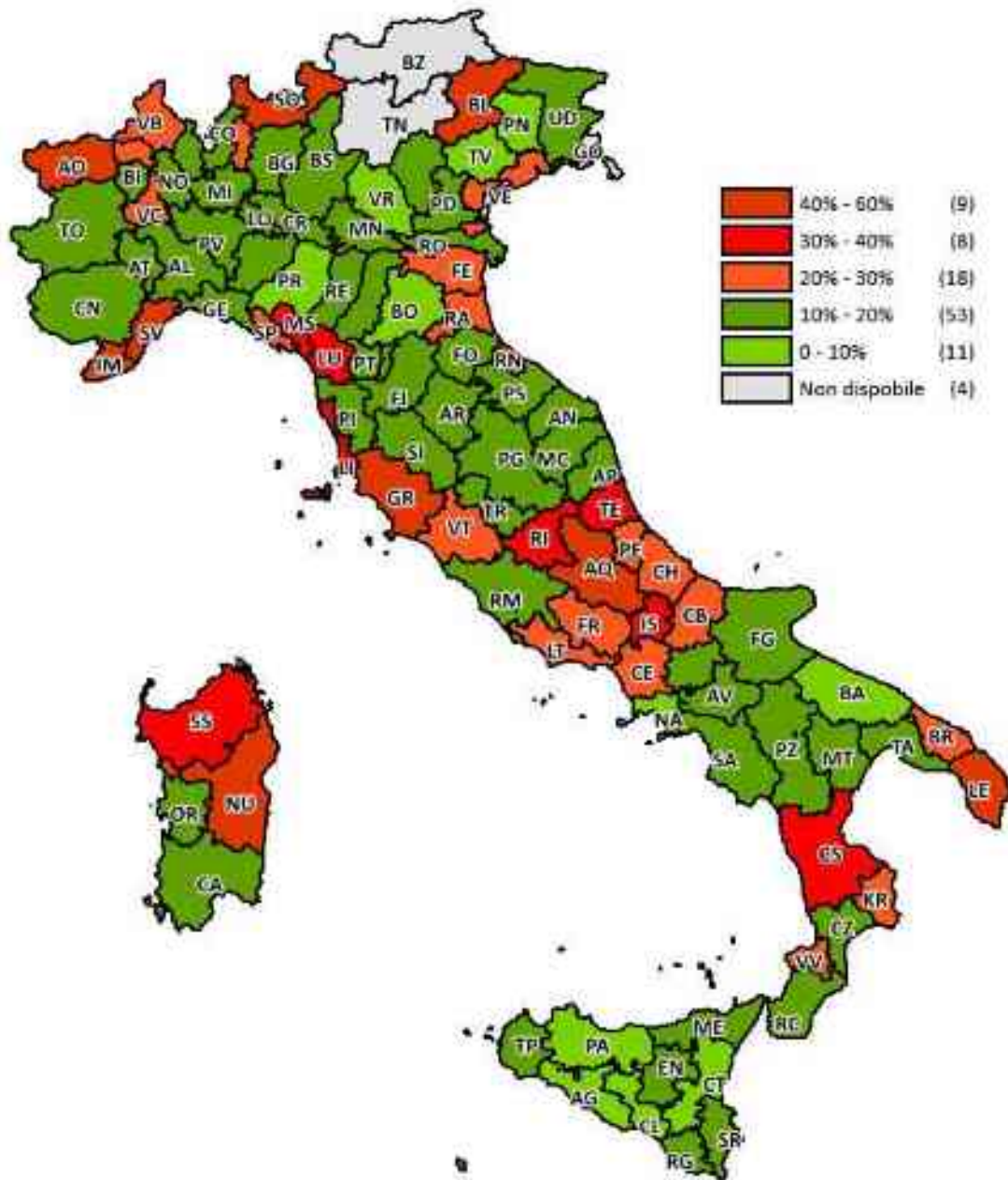


Figura 6: Rappresentazione della provenienza degli acquirenti PF da fuori provincia per gli immobili ubicati nelle province di Savona, Aosta, L'Aquila, Lecce, Nuoro e Imperia

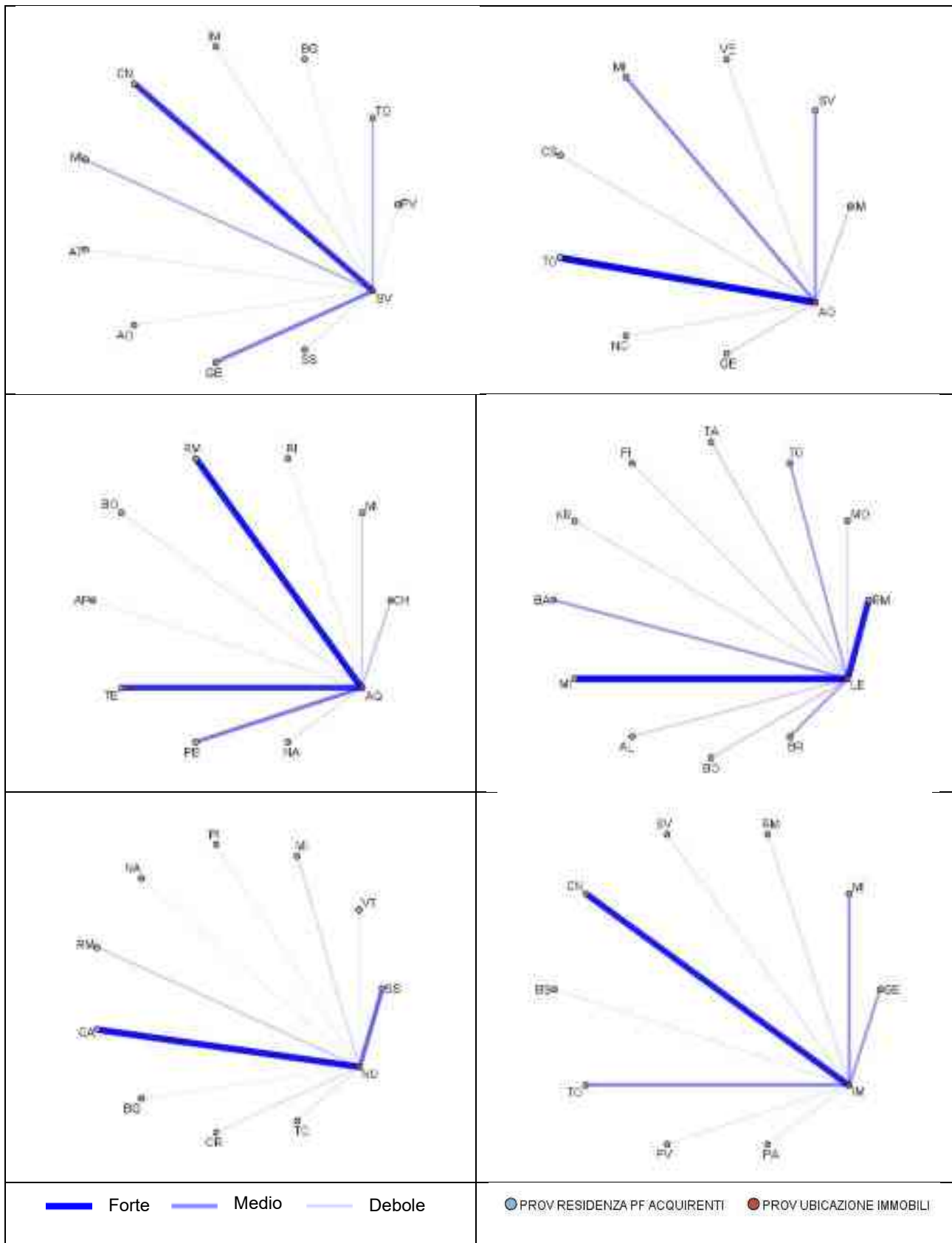


Tabella 15: Distribuzione del numero di soggetti PF che acquistano con agevolazione prima casa per tipo di mercato

Tipo mercato	No prima casa	Prima casa	Totale Acquirenti PF
Comunale	23%	77%	100%
Provinciale	37%	63%	100%
Extra provinciale	63%	37%	100%
Da estero	85%	15%	100%
Totale Acquirenti PF	33%	67%	100%

8 Soggetti PF con residenza all'estero

Nel 2021 la quota di soggetti PF con residenza estera che ha operato nel mercato delle compravendite di immobili ubicati in Italia è complessivamente dello 0,4% sul totale dei soggetti PF. Lato acquirenti la quota è dello 0,7% di coloro che acquistano mentre i venditori sono appena lo 0,2% del totale dei venditori. In relazione alla provenienza, individuata con le ipotesi dette, la maggior parte degli acquirenti e dei venditori, circa l'83%, risiede in Europa, una quota dell'11% proviene dall'America e con quote esigue, tra il 3% e l'1%, dagli altri continenti. La Figura 7, che raffigura la mappa degli acquisti di immobili da parte di persone fisiche residenti all'estero, mostra che sono poco meno 1.800 i comuni in cui è stato acquistato un immobile da soggetti stranieri. Emerge che, in termini assoluti, alcune aree del paese sono maggiormente interessate da acquisti di cittadini esteri, rispetto ad altre, come Toscana, Umbria, Sicilia e le località marittime di Puglia e Sardegna.

Tabella 16: Distribuzione del numero di soggetti PF dall'Italia e dall'estero

Paese di residenza	Acquirenti PF	Venditori PF	Totale soggetti PF
Italia	99,3%	99,8%	99,6%
Estero	0,7%	0,2%	0,4%
Totale soggetti PF	100%	100%	100%

Tabella 17: Distribuzione del numero di soggetti PF residenti all'estero per continente di provenienza

Continente di provenienza	Acquirenti PF	Venditori PF	Totale soggetti PF
Europa	87%	73%	83%
America	8%	20%	11%
Africa	1%	1%	1%
Asia	3%	1%	2%
Oceania	1%	5%	2%
Totale soggetti PF	100%	100%	100%

Figura 7: Comuni con acquisti di immobili da PF residenti all'estero



Con riferimento esclusivo al mercato delle abitazioni (Tabella 18), la quota di acquirenti con residenza all'estero sale allo 0,8%, la più elevata rispetto agli altri settori. La distribuzione dei soggetti per continente di provenienza rispecchia, con qualche lieve differenza, quella già vista in Tabella 17. Rivolgendo l'attenzione ai soggetti acquirenti che risiedono in Europa, si rileva che poco più di un terzo sono tedeschi, a seguire, con quote decisamente più basse, francesi e austriaci. Un ulteriore elemento indagato riguarda l'ubicazione delle abitazioni compravendute: dalla Tabella 21 si evince che il 37% dei soggetti che acquista dall'estero gradisce principalmente le località marittime, lacuali e termali e il 31% quelle di interesse storico-artistico e culturale. Non sono particolarmente vivaci, invece, gli scambi nelle grandi città, nelle località di montagna e nei comuni non turistici¹³. La Figura 8 riproduce su mappa i comuni, classificati per categoria turistica prevalente, nei quali si è registrato almeno un acquisto di tipo residenziale dall'estero.

¹³ Le località riportate in Tabella 21 e nella mappa di Figura 8 sono desunte dalla categoria turistica prevalente fornita dall'Istat nell'ambito della classificazione turistica dei comuni italiani. Per maggiori dettagli si rinvia alla nota metodologica, disponibile al link [classificazione-turistica-comuni.Istat.pdf](#). A partire dalla classificazione Istat è stata operata, ai fini di questo studio, una aggregazione come riportata in Tabella 31.

Tabella 18: Distribuzione del numero di soggetti PF dall'Italia e dall'estero – solo residenziale

Paese di residenza	Acquirenti PF	Venditori PF	Totale soggetti PF
Italia	99,2%	99,8%	99,5%
Estero	0,8%	0,2%	0,5%
Totale soggetti PF	100%	100%	100%

Tabella 19: Distribuzione dei soggetti PF residenti all'estero per continente di provenienza - solo residenziale

Continente di provenienza	Acquirenti PF	Venditori PF	Totale soggetti PF
Europa	85%	77%	83%
America	10%	17%	12%
Africa	1%	2%	1%
Asia	3%	1%	3%
Oceania	1%	3%	1%
Totale soggetti PF	100%	100%	100%

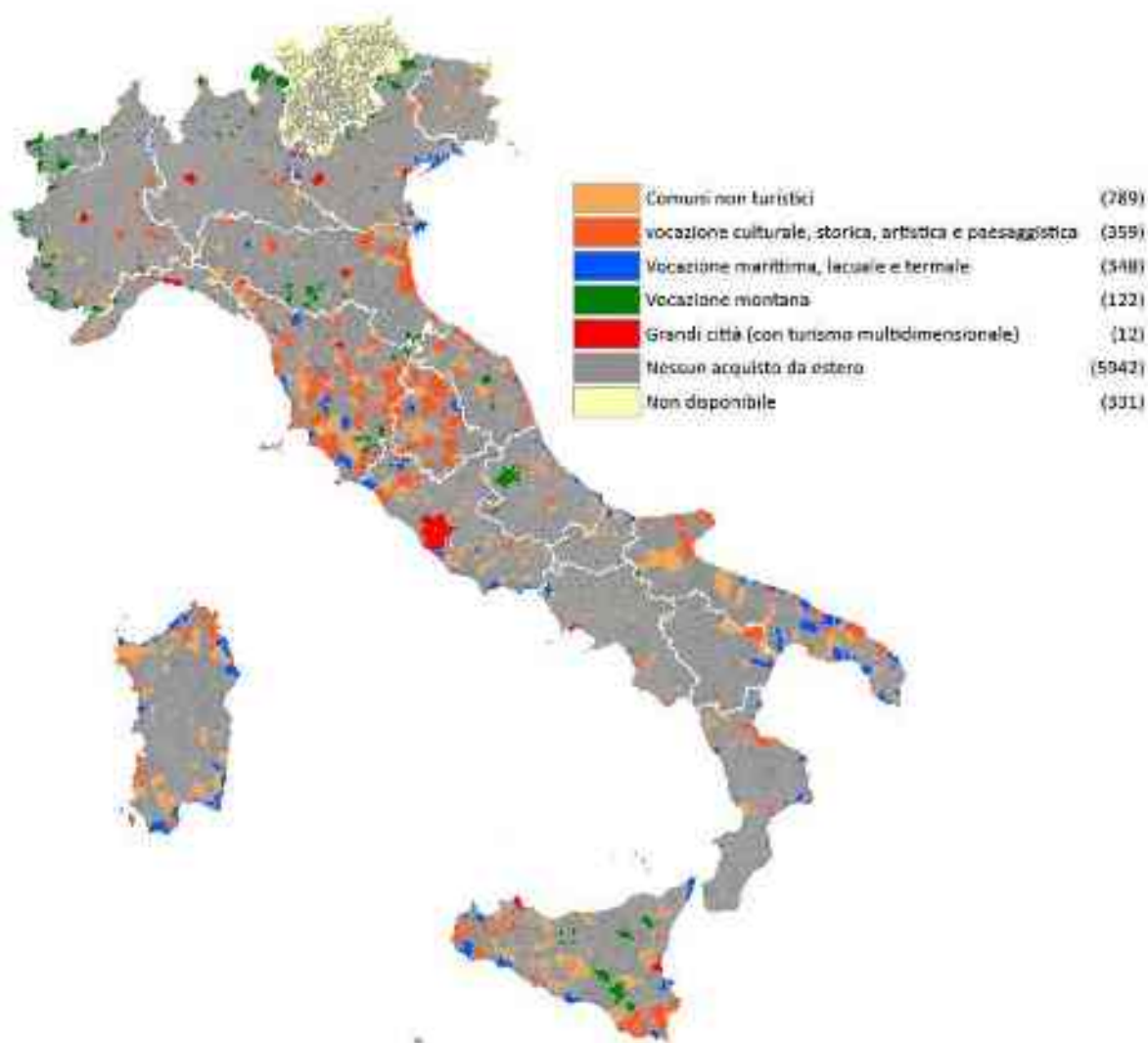
Tabella 20: Distribuzione dei soggetti PF che acquistano dall'Europa per paese provenienza - solo residenziale

Paese di residenza	% Acquirenti PF	% Quote acquistate
Germania	35%	34%
Francia	8%	8%
Austria	6%	6%
Belgio	5%	5%
Paesi Bassi	5%	5%
Svizzera	5%	5%
Regno Unito	4%	5%
Federazione Russa	4%	5%
Polonia	4%	4%
Svezia	4%	3%
Altro	19%	19%
Totale Acquirenti PF	100%	100%

Tabella 21: Distribuzione dei soggetti PF residenti all'estero per ubicazione immobile acquistato – solo residenziale

Località ubicazione immobile	Acquirenti PF	Venditori PF	Totale soggetti PF
Vocazione marittima, lacuale e termale	37%	19%	32%
vocazione culturale, storica, artistica e paesaggistica	31%	28%	30%
Comuni non turistici	22%	36%	26%
Grandi città (con turismo multidimensionale)	6%	11%	8%
Vocazione montana	4%	5%	4%
Totale soggetti PF	100%	100%	100%

Figura 8: Acquisti di abitazioni e pertinenze nei comuni italiani da PF con residenza all'estero



9 Soggetti acquirenti PNF: sede e ubicazione

Relativamente alle persone non fisiche, viene proposta l'analisi della relazione tra l'ubicazione dell'immobile¹⁴ e la sede legale del soggetto, i cui risultati sono presentati in Tabella 22. Nonostante la scelta sia orientata prevalentemente verso immobili vicini, il 64% dei soggetti, infatti, acquista entro i 20 km dalla propria sede, la distribuzione manifesta una maggiore eterogeneità rispetto al caso delle persone fisiche. Si riscontra una differenza netta anche riguardo agli immobili scambiati: il 51% degli acquirenti PNF opera nel settore dei terreni mentre il 45%, circa in egual misura, acquista residenze, pertinenze e immobili commerciali.

Tabella 22: Distribuzione del numero di acquirenti PNF per classi di distanza tra sede e comune ubicazione immobile

Distanza tra Sede/Ubicazione (km in classi)	% Acquirenti PNF
<= 5 km	48%
5 - 20 km	16%
20 - 50 km	12%
50 - 100 km	6%
100 - 200 km	5%
200 - 300 km	3%
> 300 km	8%
Da estero	1%
Totale Acquirenti PNF	100%

Tabella 23: Distribuzione del numero di acquirenti PNF per settore di mercato

Settore di mercato	% Acquirenti PNF
RES	14%
PER	15%
TCO	15%
PRO	5%
AGR	0%
TER	51%
Totale Acquirenti PNF	100%

¹⁴ Si considerano gli immobili dei settori residenziale, pertinenze, terziario-commerciale, produttivo, agricolo e terreni.

8.1 Soggetti PNF con sede all'estero

Le persone non fisiche con sede all'estero sono 4.072, pari allo 0,8% del totale. Coloro che acquistano rappresentano l'1,2% del totale degli acquirenti PNF mentre chi vende è appena lo 0,6% dei venditori PNF. Le compravendite vengono realizzate in gran parte, l'80%, da soggetti residenti in Europa, il 18% proviene dall'America e il residuo dagli altri continenti. Il settore più attrattivo è quello delle pertinenze, nel quale investe circa il 36% degli acquirenti PNF mentre i settori terreni e TCO sono i più colpiti dalle vendite (Tabella 26).

Tabella 24: Distribuzione del numero di soggetti PNF dall'Italia e dall'estero

Sede PNF	Acquirenti PNF	Venditori PNF	Totale soggetti PNF
Italia	98,8%	99,4%	99,2%
Estero	1,2%	0,6%	0,8%
Totale soggetti PNF	100%	100%	100%

Tabella 25: Distribuzione dei soggetti PNF con sede all'estero per continente di provenienza

Sede PNF	Acquirenti PNF	Venditori PNF	Totale soggetti PNF
Europa	68%	94%	80%
America	30%	5%	18%
Africa	0%	0%	0%
Asia	2%	1%	1%
Oceania	0%	1%	0%
Totale soggetti PNF	100%	100%	100%

Tabella 26: Distribuzione dei soggetti PNF con sede all'estero per settore di mercato

Settore di mercato	Acquirenti PNF	Venditori PNF	Totale soggetti PNF
RES	28%	23%	26%
PER	36%	19%	28%
TCO	12%	25%	18%
PRO	5%	4%	5%
AGR	0%	0%	0%
TER	19%	29%	24%
Totale soggetti PNF	100%	100%	100%

Conclusioni

In questo articolo si è proposta una descrizione degli attori principali, acquirenti e venditori, delle compravendite immobiliari. Sfruttando le informazioni contenute nel nuovo archivio dei soggetti ci si è posti l'obiettivo di individuare nuove informazioni ad essi relative che potranno arricchire e integrare i report diffusi dall'OMI.

L'analisi condotta evidenzia che la maggior parte dei soggetti, circa il 91%, sono persone fisiche, quota che diventa ancora più elevata nel settore residenziale; l'unica eccezione è rappresentata dal settore produttivo nel quale operano principalmente le persone non fisiche. Il 68% dei soggetti effettua compravendite di abitazioni e terreni, il 25% di pertinenze, il 6% scambia immobili commerciali mentre appena l'1% immobili a destinazione produttiva e agricola.

L'indagine delle persone fisiche ha mostrato che la distribuzione di acquirenti e venditori per classe di età è speculare: i soggetti, sia uomini sia donne, tendono ad acquistare entro i 50 anni di età e a vendere successivamente. Rivolgendo l'attenzione esclusivamente a coloro che acquistano residenze, sono emersi alcuni comportamenti comuni a determinate categorie: fino a 40 anni, almeno il 69% sono *first time buyers*, più del 70% usufruisce dell'agevolazione fiscale prima casa e almeno il 64% accende un mutuo ipotecario per l'acquisto della propria abitazione. Sempre i più giovani, in particolare tra i 31 e i 40 anni, comprano case più grandi, con una superficie mediana superiore ai 100 m^2 a differenza degli over 60 che prediligono case più piccole. In generale, è molto forte la tendenza ad acquistare nel comune di residenza o nelle immediate vicinanze (entro 20 km), lo fa circa il 77% dei soggetti, anche se nei comuni non capoluogo si è osservata una maggiore mobilità. Si è notato, inoltre, un interessante legame tra l'acquisto con agevolazione prima casa e la provenienza degli acquirenti: infatti, il 63% dei soggetti che acquista un'abitazione ubicata al di fuori della propria provincia di residenza non compra una prima casa.

Si è visto, invece, che le persone non fisiche svolgono in misura prevalente attività di costruzione di edifici (32%) e attività immobiliari (24%), con qualche eccezione nei settori agricolo e produttivo nei quali sono diffusi anche soggetti che operano nell'industria delle bevande e del tabacco, nel commercio all'ingrosso e al dettaglio. Il 51% delle persone non fisiche acquistano terreni e, come le persone fisiche, preferisce comprare immobili vicini alla propria sede legale.

I residenti all'estero rappresentano una quota marginale dei soggetti: misurano lo 0,4% rispetto al totale delle persone fisiche e lo 0,8% rispetto al totale delle persone non fisiche. Di quest'ultime, l'80% proviene dall'Europa e il 18% dall'America; più di un terzo acquista pertinenze ma è attratto anche dalle residenze. Per quanto attiene alle persone fisiche, l'83% risiede in Europa, di cui il 35% in Germania, e mostrano una preferenza rilevante per località marittime e lacuali o località di interesse storico, culturale e artistico.

Le statistiche proposte in questo articolo mirano sia a valorizzare il patrimonio informativo contenuto nell'archivio dei soggetti, e non solo, sia a offrire un quadro ancora più completo del mercato immobiliare e delle dinamiche che lo regolano. A partire dalla composizione dei soggetti per classe di età fino al monitoraggio nel tempo di alcuni fenomeni come quello dei *first-time buyers* o degli acquisti con ausilio di ipoteca, passando per la scelta del comune nel quale acquistare. Infine, l'articolo intende gettare le basi per ulteriori analisi e sviluppi futuri.

Appendice

Di seguito ulteriori tabelle e grafici.

Tabella 27: Distribuzione del numero di soggetti acquirenti e venditori per settore di mercato degli immobili acquistati/venduti

Settore di mercato	Acquirenti		Venditori		Totale soggetti
	PF	PNF	PF	PNF	
RES	1.059.344	36.386	1.355.341	110.618	2.561.689
PER	813.636	39.860	862.968	153.243	1.869.707
TCO	159.976	38.990	241.943	37.285	478.194
PRO	7.355	13.029	9.240	13.792	43.416
AGR	3.622	1.171	6.475	525	11.793
TER	860.295	137.216	1.373.645	97.994	2.469.150
Totale soggetti	2.904.228	266.652	3.849.612	413.457	7.433.949

Tabella 28: Distribuzione del numero di soggetti PF per settore di mercato

Settore di mercato	Acquirenti PF	Venditori PF	% soggetti PF
RES	36,5%	35,2%	35,8%
PER	28,0%	22,4%	24,8%
TCO	5,5%	6,3%	6,0%
PRO	0,3%	0,2%	0,2%
AGR	0,1%	0,2%	0,1%
TER	29,6%	35,7%	33,1%
Totale soggetti PF	100%	100%	100%

Tabella 29: Elenco categorie Ateco e categoria Ateco aggregate

Codice Ateco 2007	Categoria Ateco	Categoria Ateco aggregata*
A	Agricoltura, silvicoltura e pesca	Altro
B	Estrazione di minerali da cave e miniere	Altro
C	Attività manifatturiere	Attività manifatturiere
D	Fornitura di energia elettrica, gas, vapore e aria condizionata	Altro
E	Fornitura di acqua; reti fognarie, attività di gestione dei rifiuti e risanamento	Altro
F	Costruzioni	Costruzioni
G	Commercio all'ingrosso e al dettaglio; riparazione di autoveicoli e motocicli	Commercio all'ingrosso e al dettaglio; riparazione di autoveicoli e motocicli
H	Trasporto e magazzinaggio	Altro
I	Attività dei servizi di alloggio e di ristorazione	Altro
J	Servizi di informazione e comunicazione	Altro
K	Attività finanziarie e assicurative	Attività finanziarie e assicurative
L	Attività immobiliari	Attività immobiliari
M	Attività professionali, scientifiche e tecniche	Altro
N	Noleggio, agenzie di viaggio, servizi di supporto alle imprese	Altro
O	Amministrazione pubblica e difesa; assicurazione sociale obbligatoria	Altro
P	Istruzione	Altro
Q	Sanità e assistenza sociale	Altro
R	Attività artistiche, sportive, di intrattenimento e divertimento	Altro
S	Altre attività di servizi	Altro
T	Attività di famiglie e convivenze come datori di lavoro per personale domestico; produzione di beni e servizi indifferenziati per uso proprio da parte di famiglie e convivenze	Altro
U	Organizzazioni ed organismi extraterritoriali	Altro

* Aggregazione utilizzata ai fini di questo studio

Tabella 30: Distribuzione del numero di PF acquirenti e venditori per residenza Italia e estero

Settore di mercato	Acquirenti PF		Venditori PF		% soggetti PF	
	da ITALIA	da ESTERO	da ITALIA	da ESTERO	da ITALIA	da ESTERO
RES	99,2%	0,8%	99,8%	0,2%	99,5%	0,5%
PER	99,5%	0,5%	99,8%	0,2%	99,7%	0,3%
TCO	99,5%	0,5%	99,8%	0,2%	99,7%	0,3%
PRO	99,3%	0,7%	99,8%	0,2%	99,6%	0,4%
AGR	99,7%	0,3%	99,9%	0,1%	99,9%	0,1%
TER	99,3%	0,7%	99,8%	0,2%	99,6%	0,4%
Totale soggetti PF	99,3%	0,7%	99,8%	0,2%	99,6%	0,4%

Tabella 31: Aggregazioni della categoria turistica prevalente Istat

Categoria turistica prevalente	Aggregazione categoria turistica prevalente*
Altri comuni turistici con due vocazioni	Vocazione marittima, lacuale e termale
Comuni a vocazione culturale, storica, artistica e paesaggistica	Vocazione culturale, storica, artistica e paesaggistica
Comuni a vocazione culturale, storica, artistica e paesaggistica e altre vocazioni	Vocazione culturale, storica, artistica e paesaggistica
Comuni a vocazione marittima e con vocazione culturale, storica, artistica e paesaggistica	Vocazione culturale, storica, artistica e paesaggistica
Comuni a vocazione montana e con vocazione culturale, storica, artistica e paesaggistica	Vocazione montana
Comuni con vocazione marittima	Vocazione marittima, lacuale e termale
Comuni con vocazione montana	Vocazione montana
Comuni del turismo lacuale	Vocazione marittima, lacuale e termale
Comuni del turismo termale	Vocazione marittima, lacuale e termale
Comuni non turistici	Comuni non turistici
Comuni turistici non appartenenti ad una categoria specifica	Comuni non turistici
Grandi città (con turismo multidimensionale)	Grandi città (con turismo multidimensionale)

* Aggregazione utilizzata ai fini di questo studio

L'UTILIZZO DELLE ABITAZIONI IN ITALIA

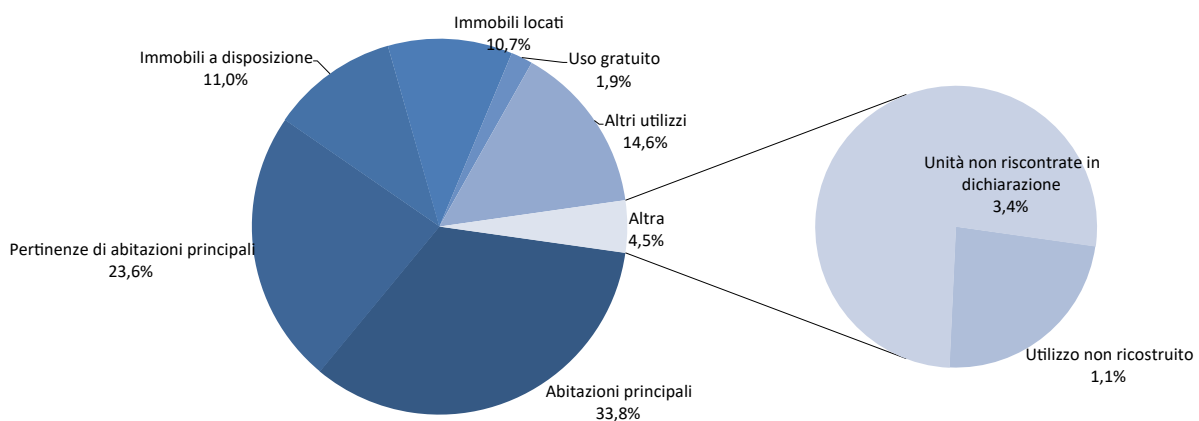
DI MAURIZIO FESTA *, ISIDORA BARBACCIA **

1 Introduzione

In quest'articolo si presenta un'analisi dell'utilizzo del patrimonio residenziale italiano di proprietà delle persone fisiche, esaminando la serie storica dal 2010 al 2020 e alcuni peculiari temi economici ad esso legati.

I dati alla base delle analisi sono tratti dalla banca dati integrata del patrimonio immobiliare costituita attraverso l'elaborazione delle diverse fonti informative: la banca dati del Catasto; la banca dati delle quotazioni dell'Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI); le dichiarazioni dei redditi (UNICO e 730) e le Certificazioni Uniche dei redditi di lavoro Dipendente (CUD); le banche dati dei versamenti delle Imposte sugli Immobili (IMU, TASI); la banca dati del registro¹. Il *matching* tra le diverse banche dati ha, in particolare, consentito l'assegnazione dell'utilizzo, desunto dalla dichiarazione dei redditi dei contribuenti proprietari, a circa il 96% degli immobili di proprietà delle persone fisiche (Figura 1)².

Figura 1 - Utilizzi degli immobili di proprietà di persone fisiche – 2020



Fonte: Immobili in Italia 2023

In questo studio si concentra l'analisi sul patrimonio residenziale, al fine di esaminare l'evoluzione nel tempo dei fenomeni connessi all'utilizzo delle abitazioni in Italia. I possibili utilizzi dichiarati dai contribuenti per le abitazioni di proprietà sono:

- Abitazione principale
- Abitazioni a disposizione
- Abitazione locata
- Abitazione in uso gratuito
- Abitazione con altri utilizzi

* Capo Settore Osservatorio Mercato Immobiliare dell'Agenzia delle Entrate

** Ufficio Statistiche e studi sul mercato immobiliare dell'Agenzia delle Entrate.

¹ Immobili in Italia – edizioni dal 2012 al 2023 – consultabili all'indirizzo web: [L'Agenzia - Gli immobili in Italia - Agenzia delle Entrate \(agenziaentrate.gov.it\)](https://www.agenziaentrate.gov.it)

² Le unità immobiliari di proprietà delle persone fisiche per le quali non è noto l'utilizzo sono, nel 2020, circa 2,6 milioni, il 4,5% del totale.

L'abitazione principale è l'unità immobiliare in cui il soggetto e i componenti del suo nucleo familiare risiedono anagraficamente e dimorano abitualmente³.

Le abitazioni a disposizione sono le unità immobiliari adibite ad abitazione non utilizzate come abitazione principale dal proprietario, frequentemente detenute in aggiunta alla abitazione principale e, ordinariamente, destinate a soggiorni per il tempo libero ovvero temporaneamente non locate (sfitte) ovvero non destinate ad alcun utilizzo. Bisogna tener conto, altresì, che a queste si aggiungono le abitazioni locatate i cui redditi non vengono dichiarati al fisco.

Le abitazioni locatate sono le unità residenziali concesse in locazione, in regime di libero mercato o a canone concordato, anche per periodi inferiori a 30 giorni.

Le abitazioni in uso gratuito sono quelle concesse, senza corrispettivo, a un proprio familiare che vi dimori abitualmente oppure unità in comproprietà utilizzata come abitazione principale di uno o più comproprietari diversi dal dichiarante.

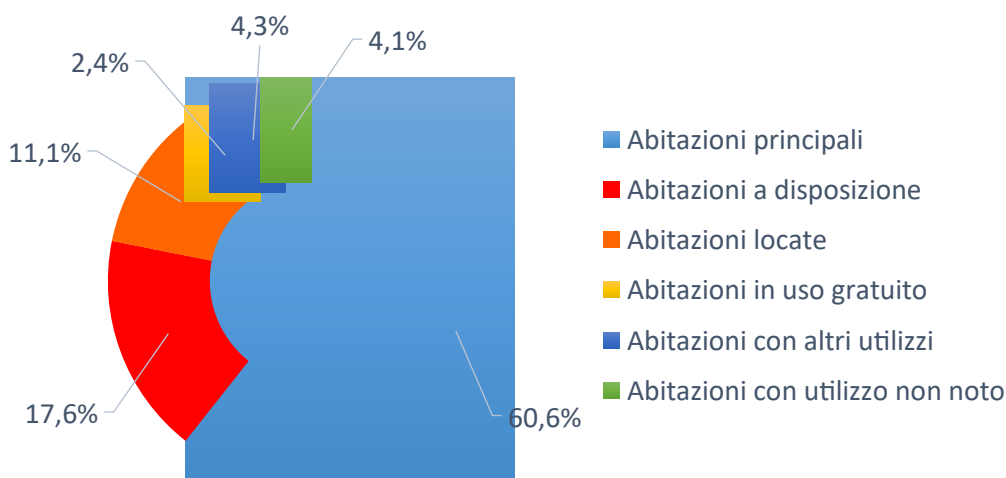
Infine nelle abitazioni con "altri utilizzi" si identificano gli immobili residenziali con utilizzi diversi tra cui quelle unità immobiliari prive di allacciamento alle reti dell'energia elettrica, acqua, gas, e di fatto non utilizzate; quelle tenute a disposizione in Italia da contribuenti che dimorano temporaneamente all'estero; quelle già utilizzate come abitazione principale nonostante il trasferimento temporaneo in altro comune; abitazioni di proprietà di società semplici.

Come si è sopra accennato, a queste abitazioni, di cui è noto l'utilizzo, si aggiunge un sottoinsieme di unità alle quali non è stato possibile associare lo specifico utilizzo, perché l'incrocio tra le basi dati non ha trovato riscontro. Questo sottoinsieme verrà escluso dalle analisi preliminari.

2 L'utilizzo delle abitazioni in Italia

Nello studio si prendono in considerazione le abitazioni di proprietà di persone fisiche (PF) che nell'ultimo anno della serie storica analizzata, il 2020, ammontano a circa 32,7 milioni e rappresentano il 92,8% di tutte le unità residenziali censite negli archivi catastali; il restante 7,2% delle abitazioni è di proprietari diversi da persone fisiche (società, amministrazioni pubbliche, enti o altro) (PNF). L'utilizzo delle abitazioni, la cui distribuzione nell'anno 2020, ultimo elaborato, è riportata nel grafico di Figura 2, è per oltre il 60% dello stock residenziale quello di abitazione principale. Sempre nel 2020, circa l'11% delle abitazioni sono state concesse in locazione e quasi il 18% è stato tenuto a disposizione. La restante quota è frazionata tra uso gratuito, altri utilizzi e utilizzo non noto.

Figura 2 – Distribuzione degli utilizzi delle abitazioni di proprietà di persone fisiche - 2020



³ Art. 1, comma 741, lett. b), primo e secondo periodo, della legge n. 160 del 2019.

Una prima interessante analisi che può essere eseguita, esaminando i dati storici riportati in Tabella 1, è sulle abitazioni principali. Essendo per definizione l'abitazione principale di proprietà ⁴ di almeno una famiglia che vi dimora, è possibile ricavare la quota di famiglie che in Italia sono proprietarie dell'abitazioni in cui risiedono. Nell'arco dell'ultimo decennio la quota è rimasta sostanzialmente stabile, poco al di sotto del 76%. Il lieve calo dal 75,8% del 2010 al 75,6% del 2020 è dovuto sostanzialmente all'aumento del 4% del numero di famiglie non proprietarie dell'abitazione di residenza, bilanciato da un aumento di minor ampiezza del numero di abitazioni principali, +3%.

Tabella 1 Le famiglie proprietarie delle abitazioni di residenza - serie storica dal 2010 al 2020

Anno	Famiglie* N. (in milioni)	Famiglie proprietarie dell'abitazione di residenza (abitazioni principali**) N. (in milioni)	Famiglie non proprietarie dell'abitazione di residenza N. (in milioni)	Quota di famiglie proprietarie di abitazione principale
2010	25,3	19,2	6,1	75,8%
2011	25,3	19,2	6,1	75,8%
2012	25,6	19,3	6,3	75,5%
2013	25,6	19,4	6,2	76,0%
2014	25,7	19,5	6,2	75,9%
2015	25,7	19,5	6,2	75,8%
2016	25,8	19,5	6,3	75,5%
2017	25,9	19,6	6,3	75,5%
2018	26,0	19,7	6,3	75,6%
2019	26,2	19,8	6,4	75,5%
2020	26,2	19,8	6,4	75,6%

* Il numero di famiglie è di fonte [Demo - Statistiche demografiche \(istat.it\)](https://demo.istat.it)

** Dal 2010 al 2014 il dato relativo al numero di abitazioni principali è stato stimato⁵

Se si considerano le abitazioni non utilizzate dalle famiglie come residenza, cioè la differenza tra numero di abitazioni e numero di famiglie, si osserva che si attesta a 9 milioni il numero di tali unità nel 2020 ed era 8,2 milioni nel 2010. In quota percentuale sul totale delle abitazioni, si è passati dal 24,3% nel 2010 al 25,6% nel 2020 (Tabella 2).

⁴ È bene precisare che in tale quota sono inclusi anche i titolari di usufrutto o altro diritto reale (es. uso o abitazione), i quali devono dichiarare gli immobili nei modelli di dichiarazione dei redditi, diversamente dai titolari della nuda proprietà. Per semplicità si continuerà a parlare di proprietà, e quindi famiglie proprietarie, includendo in questo insieme anche gli altri diritti reali di godimento sulle abitazioni.

⁵ Dal 2010 al 2014 il dato relativo al numero di abitazioni principali è stato stimato sulla base di quanto indicato a pagina 16 di Immobili in Italia – edizione 2019: "Va sottolineato che ... a partire dal 2015 è intervenuta una modifica nella procedura di attribuzione delle abitazioni principali a quei soggetti per i quali non è stata riscontrata dichiarazione, non attribuendo l'utilizzo come abitazione principale a coloro che risultano deceduti da più di 2 anni. Ciò ha condotto a stimare un numero inferiore di unità per tale utilizzo (circa 500 mila ogni anno) che confluiscono nelle "unità non riscontrate in dichiarazione". Volendo pertanto comparare i dati dell'utilizzo degli anni 2015 e 2016 con gli anni precedenti è necessario tener conto di tale cambiamento nella serie storica dei dati."

Tabella 2 Le abitazioni non residenza di famiglie - serie storica dal 2010 al 2020

Anno	Famiglie N. (in milioni)	Abitazioni N. (in milioni)	Abitazioni non residenza di famiglie N. (in milioni)	Quota di abitazioni non residenza di famiglie
2010	25,3	33,5	8,2	24,3%
2011	25,3	34,0	8,7	25,6%
2012	25,6	34,4	8,8	25,7%
2013	25,6	34,6	9,0	26,1%
2014	25,7	34,7	9,0	26,1%
2015	25,7	34,8	9,1	26,2%
2016	25,8	34,9	9,1	25,9%
2017	25,9	35,0	9,1	25,9%
2018	26,0	35,1	9,1	25,8%
2019	26,2	35,2	9,0	25,5%
2020	26,2	35,2	9,0	25,6%

Volendo ora fornire una dimensione all'insieme delle abitazioni utilizzate, in locazione o in uso gratuito, come dimora o residenza (quindi non dai proprietari), si assume che tutte le unità residenziali di proprietà delle PNF (società, amministrazioni pubbliche, enti o altro) siano concesse in locazione, in quanto principalmente destinate appunto a questo scopo. Quest'insieme, dettagliato in serie storica in Tabella 3, raggiunge circa il 20% dell'intero stock residenziale, con la componente delle abitazioni locatè di proprietà delle PF che passa da 2,7 milioni nel 2010 a 3,6 milioni nel 2020, oltre il 30% in più, e quella di proprietà delle PNF che cala da 2,9 milioni del 2010 a 2,5 milioni nel 2020, -13% circa. Diminuiscono di quasi il 10%, nell'ultimo decennio, le abitazioni delle PF concesse in uso gratuito, circa 800 mila nel 2020.

Tabella 3 Le abitazioni concesse in locazione o in uso gratuito - serie storica dal 2010 al 2020

Anno	Abitazioni di proprietà di PF concesse in locazione N. (in milioni)	Abitazioni di proprietà di PF concesse in uso gratuito N. (in milioni)	Abitazioni di proprietà di PNF N. (in milioni)	Quota abitazioni destinate dai proprietari alla locazione o uso gratuito
2010	2,7	0,9	2,9	19,4%
2011	2,7	0,9	2,8	19,1%
2012	2,8	0,9	2,9	19,2%
2013	2,8	0,9	2,8	18,9%
2014	2,8	0,9	2,8	18,7%
2015	3,3	0,9	2,7	19,9%
2016	3,4	0,9	2,7	19,9%
2017	3,5	0,8	2,6	19,9%
2018	3,5	0,8	2,6	19,8%
2019	3,6	0,8	2,6	19,8%
2020	3,6	0,8	2,5	19,7%

Infine, si analizzano in serie storica le abitazioni dichiarate a disposizione. Si rammenta che quest'ultime, come si è già detto, sono più frequentemente "seconde case", utilizzate per soggiorno nel tempo libero dai proprietari o temporaneamente sfitte o non destinate, per scelta, ad alcun utilizzo o locatè, ma senza averlo dichiarato al fisco. Volendo stimare la quota di abitazioni a disposizione volontariamente non utilizzate in alcun modo dai

proprietari, si può assumere l'ipotesi, seppure piuttosto forte, che le abitazioni dichiarate a disposizione e ubicate in comuni turistici (secondo la più recente classificazione ISTAT⁶), ad esclusione dei capoluoghi di provincia, siano unità destinate al soggiorno nel tempo libero dei proprietari. Sotto tale ipotesi queste "seconde case" vanno quindi sottratte a tutte le abitazioni dichiarate a disposizione, in quanto utilizzate sia pure parzialmente dai proprietari. Si ritiene, invece, plausibile considerare non utilizzate tutte le abitazioni dichiarate in "altri utilizzi", nelle quali ricadono, come sopra si è accennato, numerose casistiche fortemente correlate al mancato utilizzo. Si perviene pertanto ai dati che stimano le abitazioni non utilizzate riportati in Tabella 4.

Si perviene, quindi, a una stima delle abitazioni di proprietà delle PF non utilizzate per scelta dei proprietari ovvero perché di fatto non utilizzabili ovvero perché temporaneamente sfitte ovvero utilizzate, ma in assenza di dichiarazione al fisco⁷. Nell'ultimo decennio, risulta sostanzialmente costante, nell'intorno del 13%, la quota di stock delle abitazioni non utilizzate dai proprietari. In numero superano i 4,5 milioni dal 2012, erano circa 4,3 milioni nel 2010. È inoltre interessante osservare come da 2,2 milioni di "seconde case" per il tempo libero nel 2010 si arrivi a stimarne 2,6 milioni nel 2020, circa il 18% in più in 10 anni.

Tabella 4 Le abitazioni dichiarate a disposizione - serie storica dal 2010 al 2020

Anno	[A] Abitazioni di proprietà di PF a disposizione N. (in milioni)	[B] Abitazioni di proprietà di PF a disposizione in comuni turistici N. (in milioni)	[C] Abitazioni di proprietà di PF con "altri utilizzi" N. (in milioni)	[A-B+C] Abitazioni di proprietà di PF non utilizzate N. (in milioni)	Quota abitazioni di proprietà delle PF non utilizzate
2010	4,9	2,2	1,6	4,3	12,8%
2011	5,2	2,4	1,6	4,5	13,1%
2012	5,4	2,4	1,6	4,6	13,4%
2013	5,6	2,5	1,6	4,7	13,5%
2014	5,7	2,5	1,5	4,7	13,5%
2015	5,5	2,5	1,5	4,5	13,0%
2016	5,6	2,5	1,5	4,5	12,9%
2017	5,7	2,6	1,5	4,6	13,0%
2018	5,7	2,6	1,5	4,6	13,0%
2019	5,7	2,6	1,4	4,5	12,9%
2020	5,7	2,6	1,4	4,6	12,9%

La sintesi dei dati fin qui esaminati consente di sviluppare due analisi, da un lato sui possibili utilizzi delle abitazioni, dall'altro sul loro utilizzo di famiglie residenti e soggetti non residenti.

Nel primo caso (a), concentrando l'attenzione sui possibili utilizzi delle abitazioni, lo stock residenziale può essere scomposto secondo il prospetto che segue.

⁶ L'Istat classifica tutti i comuni italiani rispetto alla complessa dimensione turistica ai sensi della Legge 17 luglio 2020, n. 77, art. 182. Tale classificazione dei comuni tiene conto di due aspetti, la "categoria turistica prevalente", individuata sulla base della prossimità geografica a siti di interesse, e la "densità turistica", basata su un set di indicatori statistici. In base a questa classificazione i comuni non capoluogo risultano per circa l'80% comuni a vocazione turistica (circa 6.200 su 7.900).

Non sono stati, però, considerati tra i comuni turistici, ai fini delle analisi in questo studio, i comuni denominati dall'ISTAT "Comuni turistici non appartenenti ad una categoria specifica", che sono oltre 4.000, circa il 50% del totale, trattandosi di una categoria residuale in termini di presenze turistiche, appena l'8% del totale nazionale, ad eccezione dei capoluoghi. Si tratta, infatti, per lo più di Comuni lontani dalle zone marittime o nelle aree pedemontane e appenniniche del Paese per i quali risulta più marginale rispetto all'indice sintetico di densità turistica, espressa da un set consistente di indicatori statistici definiti per misurare la dotazione di infrastrutture ricettive, la presenza di flussi turistici e l'incidenza a livello locale di attività produttive e livelli occupazionali in settori di attività economica *tourism oriented*, cioè riferiti in modo specifico al settore turistico e/o culturale. Oltre tre quarti di questi Comuni si collocano infatti nei tre quintili più bassi della distribuzione. Tali comuni, pertanto sono stati considerati alla stregua dei "Comuni non turistici", quelli cioè dove sono assenti, sempre secondo l'ISTAT, strutture ricettive e/o si caratterizzano da flussi turistici nulli. I comuni turistici considerati nello studio sono quindi circa 2.100, non avendo incluso in tale insieme tutti i capoluoghi di provincia.

⁷ Questo insieme, spinto al limite, potrebbe quindi rappresentare il numero massimo di abitazioni locate in "nero".

AP	<i>Abitazioni principali</i>	Abitazioni per le quali è stato dichiarato dai proprietari l'utilizzo come abitazione principale
AL	<i>Abitazioni locatate o in uso gratuito</i>	Abitazioni per le quali è stato dichiarato dai proprietari la concessione in locazione o in uso gratuito
ANU	<i>Abitazioni non utilizzate</i>	Abitazioni per le quali è stato dichiarato dai proprietari di essere a disposizione (ubicate in comuni non turistici o nei capoluoghi) o con altri utilizzi.
ADT	<i>Abitazioni a disposizione in comuni turistici (non capoluoghi)</i>	Abitazioni per le quali è stato dichiarato dai proprietari di essere a disposizione, ubicate in comuni turistici (non capoluoghi)
ANN	<i>Abitazioni con utilizzo non noto</i>	Abitazioni per le quali non è stato possibile ricostruire l'utilizzo

Nel secondo caso (b), nel voler comprendere la dimensione dello stock residenziale utilizzato come alloggio da soggetti non residenti, lo stock residenziale può essere scomposto secondo il prospetto che segue.

AP	<i>Abitazioni principali</i>	Abitazioni per le quali è stato dichiarato dai proprietari l'utilizzo come abitazione principale
ANP	<i>Abitazioni residenza di famiglie non proprietarie</i>	Abitazioni utilizzate da famiglie residenti* ANP = F-AP con F = numero delle famiglie
ANU	<i>Abitazioni non utilizzate</i>	Abitazioni per le quali è stato dichiarato dai proprietari di essere a disposizione (ubicate in comuni non turistici o nei capoluoghi) o con altri utilizzi.
ADT	<i>Abitazioni a disposizione in comuni turistici (non capoluoghi)</i>	Abitazioni per le quali è stato dichiarato dai proprietari di essere a disposizione, ubicate in comuni turistici (non capoluoghi)
ANR	<i>Abitazioni utilizzate da non residenti</i>	Abitazioni utilizzate come alloggio di individui non residenti ANR = TOT Abitazioni – (AP + ANP + ANU + ADT)

*nell'ipotesi già formulata che tutte le famiglie occupino un'abitazione di residenza

L'analisi (a), con i dati riportati in

Tabella 5, evidenzia che la maggior quota di abitazioni, oltre il 56% in media nel periodo 2010-2020, è la residenza di famiglie proprietarie, per quasi un quinto si tratta di case concesse in locazione e per circa il 13% non sono utilizzate. Si sono stimate, infine, poco più del 7% di abitazioni, ubicate i comuni turistici, tenute a disposizione dei proprietari per il tempo libero.

Tabella 5 - Distribuzione utilizzo delle abitazioni in Italia dal 2010 al 2020 - (a)

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Abitazioni principali	57,3%	56,4%	56,1%	56,1%	56,2%	55,9%	55,9%	55,9%	56,0%	56,2%	56,2%
Abitazioni locatate o in uso gratuito	19,4%	19,1%	19,2%	18,9%	18,7%	19,9%	19,9%	19,9%	19,8%	19,8%	19,7%
Abitazioni non utilizzate	12,8%	13,1%	13,4%	13,5%	13,5%	13,0%	12,9%	13,0%	13,0%	12,9%	12,9%
Abitazioni a disposizione in comuni turistici (non capoluoghi)											
	6,6%	6,9%	7,1%	7,2%	7,3%	7,2%	7,2%	7,3%	7,3%	7,3%	7,4%
Abitazioni con utilizzo non noto	4,0%	4,5%	4,2%	4,3%	4,3%	4,0%	4,1%	3,9%	3,9%	3,8%	3,8%
Abitazioni totali	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Nell'analisi (b), fermo restando le abitazioni destinate alla residenza dei proprietari, quelle non utilizzate e le "seconde case", i dati in Tabella 6 evidenziano che le abitazioni prese in locazione, in uso gratuito o altra modalità⁸ da famiglie residenti rappresentano circa il 18% dello stock residenziale, in media nel periodo considerato. La restante parte dello stock è costituito, per differenza, da abitazioni (circa il 5,5% dello stock) in uso a cittadini non residenti (per lavoro, per studio, per altri interessi).

⁸ Titolo di godimento diverso da un titolo reale quale proprietà, uso, abitazione o usufrutto.

⁹ Si rammenta che il numero di queste abitazioni equivale al numero di famiglie non proprietarie dell'abitazione di residenza calcolato in Tabella 1 come differenza tra il numero totale di famiglie e il numero di abitazioni principali, nell'ipotesi assunta di famiglie aventi tutte un'abitazione di residenza.

Tabella 6 Distribuzione dell'utilizzo delle abitazioni in Italia dal 2010 al 2020 - (b)

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Abitazioni principali	57,3%	56,4%	56,1%	56,1%	56,2%	55,9%	55,9%	55,9%	56,0%	56,2%	56,2%
Abitazioni residenza di famiglie non proprietarie	18,3%	18,0%	18,2%	17,7%	17,8%	17,9%	18,1%	18,1%	18,1%	18,2%	18,1%
Abitazioni non utilizzate	12,8%	13,1%	13,4%	13,5%	13,5%	13,0%	12,9%	13,0%	13,0%	12,9%	12,9%
Abitazioni a disposizione in comuni turistici (non capoluoghi)	6,6%	6,9%	7,1%	7,2%	7,3%	7,2%	7,2%	7,3%	7,3%	7,3%	7,4%
Abitazioni utilizzate da non residenti	5,0%	5,6%	5,2%	5,5%	5,2%	6,0%	5,9%	5,7%	5,6%	5,4%	5,4%
Abitazioni totali	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Tutti i dati, fin qui esaminati a livello nazionale, se analizzati in ambiti territoriali di maggior dettaglio presentano alcune differenze, indicatrici di caratterizzazioni sociali diverse, che verranno approfondite nei paragrafi a seguire, nei quali, però, si è scelto di limitare al periodo dal 2015 al 2020 le analisi degli andamenti in serie storica. Ciò in quanto la correzione eseguita sulle serie storiche degli utilizzi, di cui alla nota 5, può avere un effetto distorsivo nell'interpretazione dei dati quando si passa dal livello nazionale a un maggior dettaglio territoriale.

3 L'utilizzo delle abitazioni per area geografica

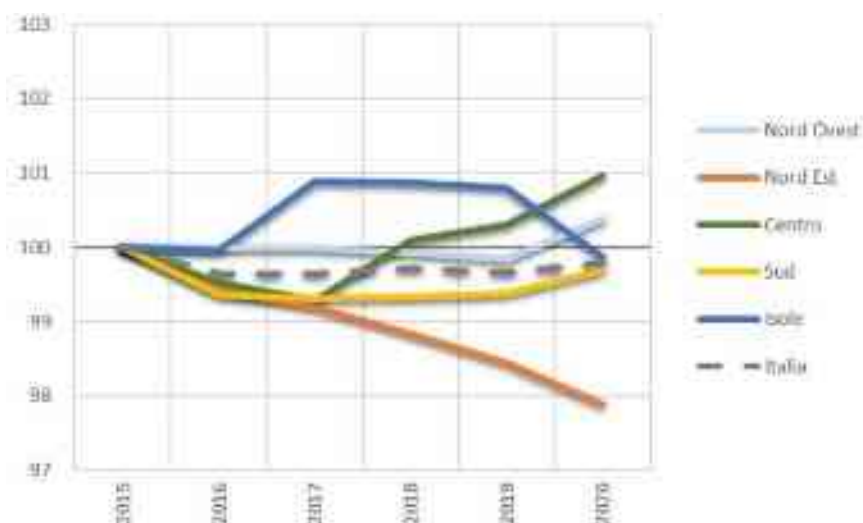
Partendo dall'analisi del numero di famiglie proprietarie dell'abitazione di residenza, nel dettaglio delle aree geografiche (Tabella 7), si osserva innanzitutto una maggior quota di famiglie proprietarie delle abitazioni in cui risiedono nel Sud e nelle Isole rispetto alle altre aree del Paese.

Nelle Isole tale quota rimane, nel periodo 2015-2020, sopra l'80%; al Sud, in lieve calo nel periodo, rimane in prossimità del 78%. Il calo tra il 2015 e il 2020 è costante nel Nord Est, dove a fine periodo rimane poco al di sopra del 75%. Nel Nord Ovest e nel Centro, di contro, la quota di famiglie residenti in casa di proprietà risulta aumentata nel 2020 rispetto al 2015, solo di qualche decimo percentuale nel Nord Ovest, di quasi un punto al Centro. L'andamento della serie storica, in termini di indice, rappresentato nel grafico di **Figura 3**, evidenzia al Nord Ovest, al Centro e al Sud un dato in crescita nell'ultimo anno. Nelle Isole invece è in calo, come nel Nord Est dove, però, la quota in esame continua a calare dal 2015.

Tabella 7 Le famiglie proprietarie delle abitazioni principali - serie storica dal 2015 al 2020 – dettaglio area geografica

Anno	Quota di famiglie proprietarie di abitazione principale					
	Nord Ovest	Nord Est	Centro	Sud	Isole	Italia
2015	73,4%	76,8%	72,8%	78,0%	81,5%	75,8%
2016	73,4%	76,4%	72,5%	77,5%	81,4%	75,5%
2017	73,4%	76,2%	72,3%	77,4%	82,2%	75,5%
2018	73,3%	75,9%	72,9%	77,5%	82,2%	75,6%
2019	73,3%	75,6%	73,1%	77,5%	82,1%	75,5%
2020	73,7%	75,2%	73,6%	77,7%	81,4%	75,6%

Figura 3 – Indice quota delle famiglie proprietarie delle abitazioni principali – (2015=100)



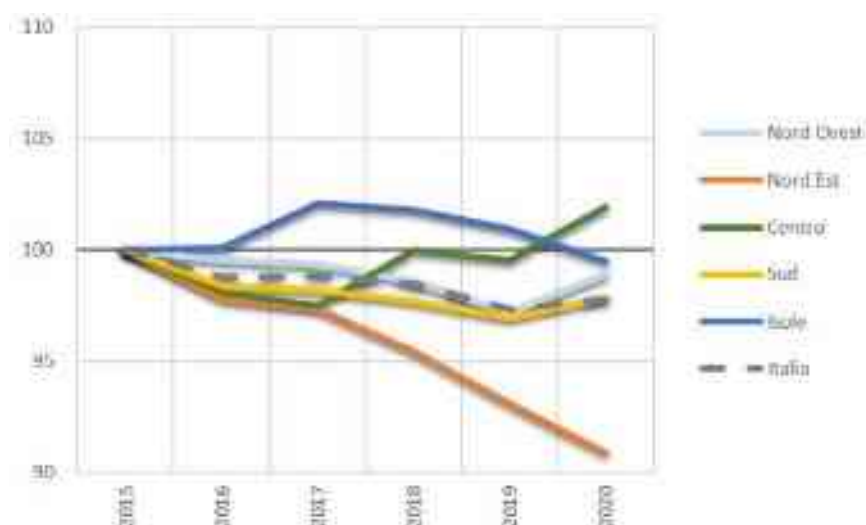
Passando ad analizzare, per area geografica, le abitazioni non utilizzate dalle famiglie come residenza (differenza tra numero di abitazioni e numero di famiglie residenti), si osservano, attraverso i dati in Tabella 8, le quote molto elevate al Sud e nelle Isole, area, quest'ultima, nella quale si raggiunge il picco massimo nel 2017, sfiorando il 35% dello stock abitativo. Di contro, il minimo si osserva nell'area del Centro, 19,2% nel 2017. L'andamento dell'indice in serie storica nel grafico in Figura 4 evidenzia andamenti molto differenziati nelle diverse aree geografiche del paese. Rispetto al 2015, anno base, l'indice ha un calo accentuato nel Nord Est con un andamento che si presenta costantemente in diminuzione dall'inizio della serie. Nel Nord Ovest l'andamento è analogo, salvo differenziarsi per variazioni più contenute e una risalita nel 2020.

Nel Centro la quota di abitazioni non utilizzate come residenza assume un andamento altalenante, con gli aumenti che prevalgono sulle diminuzioni, conducendo ad un valore a fine periodo che guadagna 2 punti rispetto l'anno base (2015=100). Al Sud l'andamento ricalca quello visto nel Nord Ovest, ma rimanendo su valori più bassi; nelle Isole la quota raggiunge il picco, come si è già detto, nel 2017, per poi subire continui cali nei tre anni successivi.

Tabella 8 Le abitazioni non residenza di famiglie - serie storica 2015 - 2020 – dettaglio area geografica

Anno	Quota di abitazioni non utilizzate come residenza di famiglie					
	Nord Ovest	Nord Est	Centro	Sud	Isole	Italia
2015	24,7%	23,5%	19,7%	31,6%	34,1%	26,2%
2016	24,6%	23,0%	19,4%	31,1%	34,1%	25,9%
2017	24,5%	22,9%	19,2%	31,0%	34,8%	25,9%
2018	24,3%	22,5%	19,7%	30,8%	34,7%	25,8%
2019	24,0%	21,9%	19,7%	30,6%	34,4%	25,5%
2020	24,4%	21,4%	20,1%	30,9%	33,9%	25,6%

Figura 4 – Indice quota di abitazioni non utilizzate come residenza di famiglie – (2015=100)

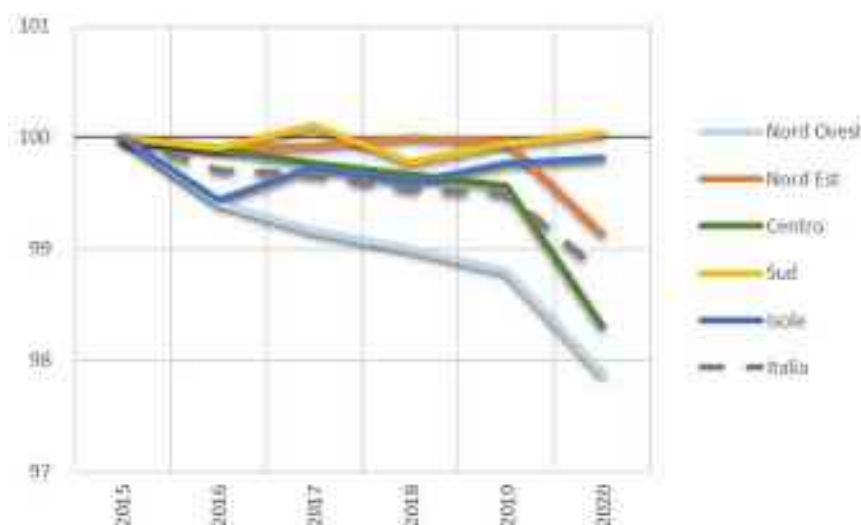


Analizzando l'insieme delle abitazioni utilizzate in locazione o in uso gratuito, come dimora o residenza (quindi non dai proprietari), in serie storica e per area geografica, attraverso i dati riportati in **Tabella 9**, emergono dimensioni relative, rispetto allo stock residenziale totale, molto basse nelle Isole, dove si attestano intorno al 13%, e al Sud, intorno al 16%. Rimangono sotto il 21% al Centro, intorno al 22% nel Nord Est e superiori al 23% nel Nord Ovest. Le serie storiche dell'indice di tale quota di abitazioni, riportate nel grafico di Figura 5, mostrano in tutte le aree andamenti analoghi nei sei anni oggetto di analisi: generalmente valori vicini al valore dell'anno base, tranne nel Nord Ovest che presenta cali continui fino al 2020 tranne le poche eccezioni del 2020 nel Nord Est e nel Centro.

Tabella 9 Quota abitazioni in locazione o in uso gratuito - serie storica 2015-2020 – dettaglio area geografica

Quota abitazioni concesse dai proprietari in locazione o in uso gratuito						
Anno	Nord Ovest	Nord Est	Centro	Sud	Isole	Italia
2015	23,6%	22,1%	20,8%	16,5%	13,2%	19,9%
2016	23,4%	22,1%	20,8%	16,5%	13,1%	19,9%
2017	23,4%	22,1%	20,8%	16,5%	13,1%	19,9%
2018	23,3%	22,1%	20,7%	16,5%	13,1%	19,8%
2019	23,3%	22,1%	20,7%	16,5%	13,1%	19,8%
2020	23,1%	21,9%	20,5%	16,5%	13,1%	19,7%

Figura 5 – Indice quota abitazioni concesse dai proprietari in locazione o in uso gratuito – (2015=100)

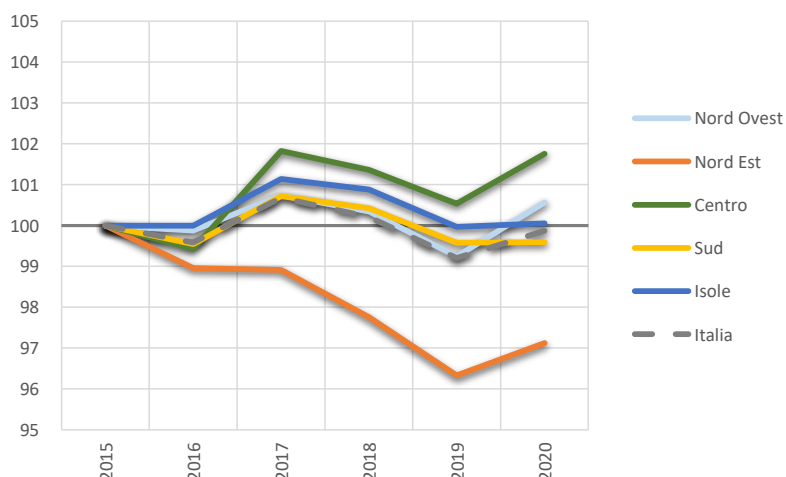


I dati in serie storica e per area geografica, riportati in Tabella 10, delle abitazioni non utilizzate dai proprietari PF evidenziano una quota massima nelle Isole, intorno all'17%, e minima nel Nord Est prossima al 10%. Valori intermedi si riscontrano al Centro e nel Nord Ovest, tra l'11% e il 12%, e al Sud dove rimangono stabilmente prossimi al 16%. In serie storica, l'indice della quota di abitazioni non utilizzate dai proprietari assume un andamento sostanzialmente analogo in tutte le aree, distinguendosi solo il Nord Est dove i cali nel 2016, nel 2018 e nel 2019 sono più marcati di quelli riscontrati nelle altre aree geografiche. La quota di case inutilizzate è di nuovo in risalita nel 2020 nelle aree del Nord e nel Centro, mentre al Sud e nelle Isole rimane costante al livello dell'anno precedente.

Tabella 10 Le abitazioni dichiarate a disposizione e non utilizzate - serie storica 2015-2020 – dettaglio area geografica

Quota abitazioni di proprietà delle PF non utilizzate						
Anno	Nord Ovest	Nord Est	Centro	Sud	Isole	Italia
2015	12,1%	10,2%	10,8%	15,8%	17,0%	13,0%
2016	12,1%	10,1%	10,8%	15,8%	17,0%	12,9%
2017	12,2%	10,1%	11,0%	15,9%	17,2%	13,0%
2018	12,2%	10,0%	11,0%	15,9%	17,2%	13,0%
2019	12,0%	9,9%	10,9%	15,8%	17,0%	12,9%
2020	12,2%	9,9%	11,0%	15,8%	17,0%	12,9%

Figura 6 – Indice quota abitazioni a disposizione non utilizzate – (2015=100)



Infine, nei grafici in Figura 7 e in Figura 8, viene messa in evidenza la composizione relativa degli utilizzi delle abitazioni, nelle due modalità di analisi (a e b) proposte nel precedente paragrafo, in ogni area geografica d'Italia e in serie storica nel periodo osservato, dal 2015 al 2020.

Emerge un'analisi d'insieme degli utilizzi che permette chiaramente di sostenere che vi sono tratti costanti, nel periodo osservato, della distribuzione degli utilizzi in tutte le aree che, però, si differenziano nelle quote relative secondo l'ambito territoriale analizzato.

L'utilizzo più diffuso, nell'arco di tempo considerato, è ovviamente l'abitazione principale (AP) che a livello nazionale si attesta al 56% in media nel periodo, con la massima quota nel Nord Est, 58,9%, e minima al Sud, 53,5%.

Le abitazioni concesse dai proprietari, PF e PNF, in locazione o in uso gratuito (AL) sono circa il 20% a livello nazionale, valore costante in tutta la serie storica. Questa quota di abitazioni è massima nel Nord Ovest, 23,4% in media nel periodo, e minima nelle Isole, dove, sempre come media nel periodo, la quota è solo poco più del 13%. La quota di case, destinate a questo utilizzo, è calata nel periodo dal 2015 al 2020 in tutte le aree, tranne che al Sud dove è rimasta costantemente pari al 16,5%.

Segue, per ordine di grandezza relativa, l'insieme delle abitazioni non utilizzate dai proprietari PF (ANP) che a livello nazionale, in media nel periodo, rappresenta il 12,9% dello stock residenziale. È significativamente più elevata nel Sud, 15,8% in media nel periodo, e nelle Isole, con il valore massimo in media del 17,1%.

Infine, per completare il quadro di utilizzi nella prima analisi dello stock residenziale, è interessante esaminare la quota abitazioni di proprietà delle PF tenute a disposizione e ubicate nei comuni turistici italiani (ADT): la quota in media nel periodo è del 7,3%. Tale quota cresce dal 2015 al 2020 in tutte le aree, maggiormente nelle aree del Nord, dove passa, nel Nord Ovest e nel Nord Est rispettivamente, dal 6,6% e 7,4% del 2015 al 6,9% e 7,5% nel 2020. La quota più elevata di stock residenziale con questo utilizzo è stata rilevata nelle Isole, 8,7% in media nel periodo.

La composizione degli utilizzi viene completata da una quota residuale (ANN), circa il 4%, per la quale l'utilizzo non è noto. Anche in questo ultimo caso le quote relative maggiori sono quelle del Sud e delle Isole.

Nella seconda analisi, osservando il grafico in Figura 8, la quota di abitazioni (ANP) in cui risiedono famiglie con titolo diverso dalla proprietà, che rappresentano circa il 18% dello stock residenziale a livello nazionale, supera il 20% nel Nord Ovest e nel Centro, con una tendenza alla diminuzione, e si attesta intorno al 15% al Sud e al 12% nelle Isole. Infine, la quota di abitazioni utilizzate, nelle ipotesi assunte, da cittadini non residenti (ANR) si attesta intorno all'8% nel Sud e nelle Isole, risultando minima, poco sopra il 2% solo nel 2020, nel Centro.

Figura 7 – Distribuzione utilizzo abitazioni (a) - serie storica 2015-2020 – dettaglio area geografica



- AP *Abitazioni principali*
- AL *Abitazioni locatate o in uso gratuito*
- ANU *Abitazioni non utilizzate*
- ADT *Abitazioni a disposizione in comuni turistici (non capoluoghi)*
- ANN *Abitazioni con utilizzo non noto*

Figura 8 – Distribuzione utilizzo abitazioni (b) - serie storica 2015-2020 – dettaglio area geografica



- AP *Abitazioni principali*
- ANP *Abitazioni residenza di famiglie non proprietarie*
- ANU *Abitazioni non utilizzate*
- ADT *Abitazioni a disposizione in comuni turistici (non capoluoghi)*
- ANR *Abitazioni utilizzate da non residenti*

4 L'utilizzo delle abitazioni nelle aree interne

Dopo aver esaminato le differenze geografiche degli utilizzi delle abitazioni per macro aree territoriali si è ritenuto interessante approfondire l'analisi anche ad un diverso dettaglio territoriale.

Nello studio degli utilizzi delle abitazioni entrano in gioco anche motivazioni che vanno contestualizzate nella peculiare struttura urbana italiana che ha una organizzazione spaziale per piccoli centri. La maggior parte dei comuni italiani, infatti, è costituita da centri urbani di piccole dimensioni con poca accessibilità ai servizi, queste realtà sono definite "Aree Interne" da una classificazione dell'Istat (ISTAT, 2022⁰). Istat, Banca d'Italia e Regioni hanno definito la Mappa delle Aree Interne, con tale strumento si distingue il territorio italiano e sono stati identificati i comuni che fungono da polo di attrattività sulla base della disponibilità ai servizi alla salute, all'istruzione e alla mobilità. Tutti gli altri comuni sono stati classificati in quattro fasce sulla base della distanza (in termini di tempo medio di percorrenza) dai 241 comuni individuati come "Polo" e "Polo intercomunale". L'insieme dei comuni che fanno parte della fascia immediatamente adiacente al polo fanno parte della "Cintura". I comuni classificati come "Intermedi", "Periferici" e "Ultraperiferici" rappresentano l'insieme delle Aree Interne, sono le più lontane e isolate. Lo studio segue approfondendo, in serie storica, le scelte di utilizzo delle abitazioni nei diversi contesti socio economici tipici di ognuna delle suddette fasce, con particolare attenzione ai comuni che fanno parte delle aree interne.

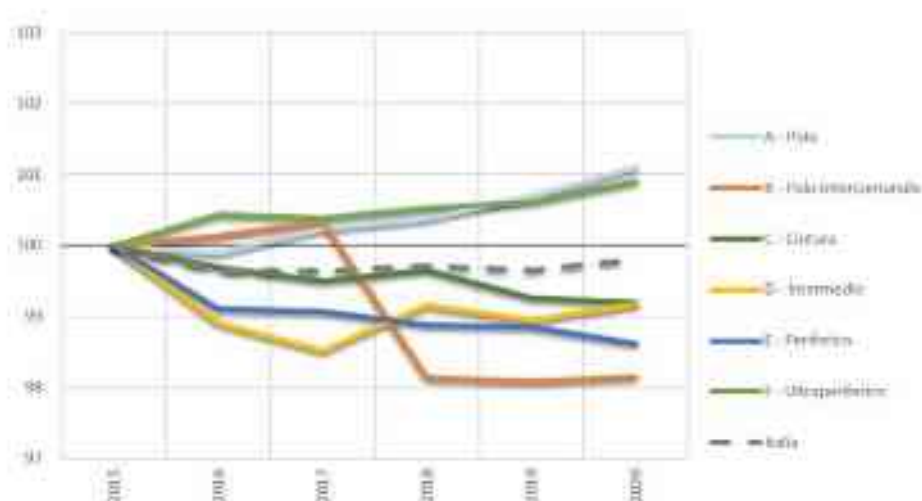
Dall'analisi del numero di famiglie proprietarie dell'abitazione di residenza, nel dettaglio delle aree interne si osserva la maggior quota nelle aree "periferiche" e "ultraperiferiche", oltre il 90% (Tabella 11). Si osserva, inoltre, che la quota di famiglie proprietarie di abitazioni principali è crescente all'aumentare della distanza del comune dal polo di attrazione, dove questa quota rimane al di sotto del 70%. Gli andamenti dell'indice in serie storica, riportati nel grafico di Figura 9, mettono in evidenza che la quota di famiglie proprietarie dell'abitazione è cresciuta nel 2020, rispetto al 2015, sia nelle aree "polo" sia nelle aree interne "ultraperiferiche", diminuendo, di contro, in tutte le altre aree seppure con qualche oscillazione nei comuni facenti parte dell'area "intermedia".

Tabella 11 Le famiglie proprietarie delle abitazioni principali - serie storica 2015-2020 – aree interne

Quota di famiglie proprietarie di abitazione principale							
Anno	A Polo	B Polo interc.	C Cintura	D Intermedio	E Periferico	F Ultraper.	Italia
2015	67,1%	74,7%	78,4%	84,6%	91,9%	91,3%	75,8%
2016	67,0%	74,8%	78,2%	83,7%	91,1%	91,7%	75,5%
2017	67,3%	74,9%	78,0%	83,4%	91,1%	91,6%	75,5%
2018	67,4%	73,3%	78,1%	83,9%	90,9%	91,8%	75,6%
2019	67,6%	73,3%	77,8%	83,8%	90,9%	91,8%	75,5%
2020	67,8%	73,3%	77,8%	83,9%	90,7%	92,1%	75,6%

¹⁰ Istat 2022 – "La Geografia delle Aree Interne. Nel 2020: vasti territori tra potenzialità e debolezze"

Figura 9 - Indice quota delle famiglie proprietarie delle abitazioni principali - aree interne – (2015=100)

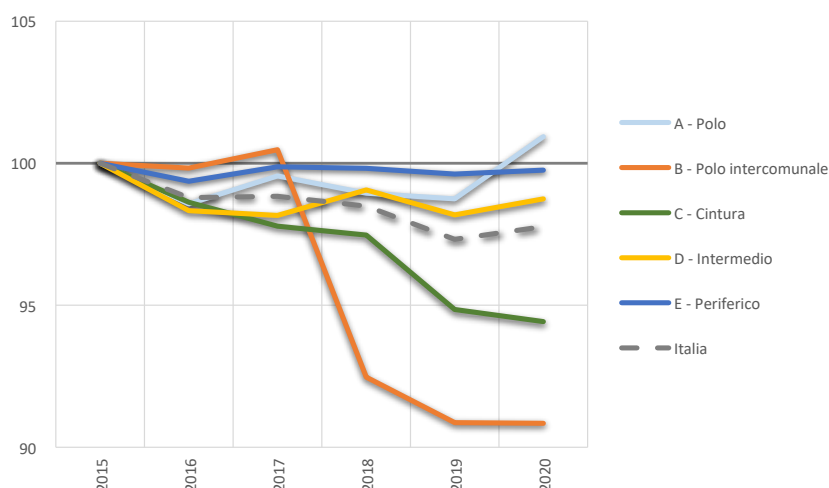


Analizzando la composizione delle abitazioni non residenza delle famiglie, leggendo i dati in Tabella 12, si può evidenziare che nei comuni delle aree interne, “periferici” e “ultraperiferici”, si trova la maggior quota di abitazioni non utilizzate come dalle famiglie residenti, oltre il 50%. Nei comuni del “polo” si colloca la minor quota di queste abitazioni, pressoché costante nel tempo intorno al 15%. Nelle aree “polo intercomunale” e “cintura” la quota di abitazioni non utilizzate come residenza di famiglie è in calo nel periodo osservato, rimanendo sempre superiore al 20%. L’andamento in serie storica della quota di abitazioni per questa tipologia di utilizzo, riportato nel grafico in **Figura 10**, mostra il brusco calo nel 2018 nei comuni del “polo intercomunale” e l’unico ambito in cui tale quota nel 2020 è al di sopra del valore del 2015, rappresentato dai comuni del “polo”.

Tabella 12 Le abitazioni non residenza di famiglie - serie storica 2015 - 2020 – area interne

Quota di abitazioni non utilizzate come residenza di famiglie							
Anno	A Polo	B Polo interc.	C Cintura	D Intermedio	E Periferico	F Ultraper.	Italia
2015	15,0%	24,6%	23,5%	38,3%	50,2%	53,8%	26,2%
2016	14,7%	24,6%	23,1%	37,6%	49,9%	54,1%	25,9%
2017	14,9%	24,7%	23,0%	37,6%	50,2%	54,4%	25,9%
2018	14,8%	22,7%	22,9%	37,9%	50,2%	54,4%	25,8%
2019	14,8%	22,3%	22,3%	37,6%	50,0%	54,4%	25,5%
2020	15,1%	22,3%	22,2%	37,8%	50,1%	54,8%	25,6%

Figura 10 – Indice quota abitazioni non utilizzate come residenza di famiglie - aree interne – (2015=100)



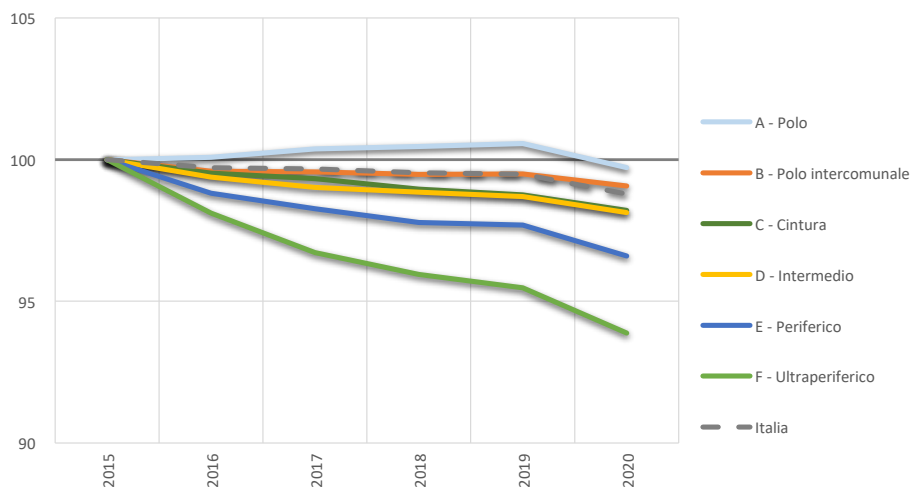
Passando ad analizzare, nella ripartizione delle aree interne, le abitazioni concesse in locazione o in uso gratuito, attraverso i dati riportati in Tabella 13, si osserva che nei comuni del “polo” la quota è la più elevata, oltre il 27%. Tale quota è relativamente alta anche nelle aree “polo intercomunale” e “cintura” rispettivamente 21% e 18%. Nelle aree interne, comuni “periferici” e “ultraperiferici”, si rileva la quota minima di abitazioni concesse dai proprietari in locazione o in uso gratuito, poco sopra il 10%.

In serie storica, gli andamenti riportati nel grafico in Figura 11, mostrano in tutti gli ambiti un costante calo, dal 2015 al 2020, delle quota in esame, con l’unica eccezione dei comuni del “polo”, dove, sebbene nel 2020 la quota è poco al disotto del valore del 2015, negli anni precedenti è stata in continuo, seppur lieve, aumento.

Tabella 13 Quota abitazioni in locazione o in uso gratuito - serie storica 2015-2020 – aree interne

Quota abitazioni concesse dai proprietari in locazione o in uso gratuito							
Anno	A Polo	B Polo interc.	C Cintura	D Intermedio	E Periferico	F Ultraper.	Italia
2015	27,2%	21,1%	18,5%	13,8%	11,0%	12,4%	19,9%
2016	27,3%	21,0%	18,4%	13,7%	10,9%	12,1%	19,9%
2017	27,3%	21,0%	18,4%	13,6%	10,8%	12,0%	19,9%
2018	27,4%	21,0%	18,3%	13,6%	10,8%	11,9%	19,8%
2019	27,4%	21,0%	18,3%	13,6%	10,7%	11,8%	19,8%
2020	27,2%	20,9%	18,2%	13,5%	10,6%	11,6%	19,7%

Figura 11 - Indice quota abitazioni concesse dai proprietari in locazione o in uso gratuito – aree interne (2015=100)

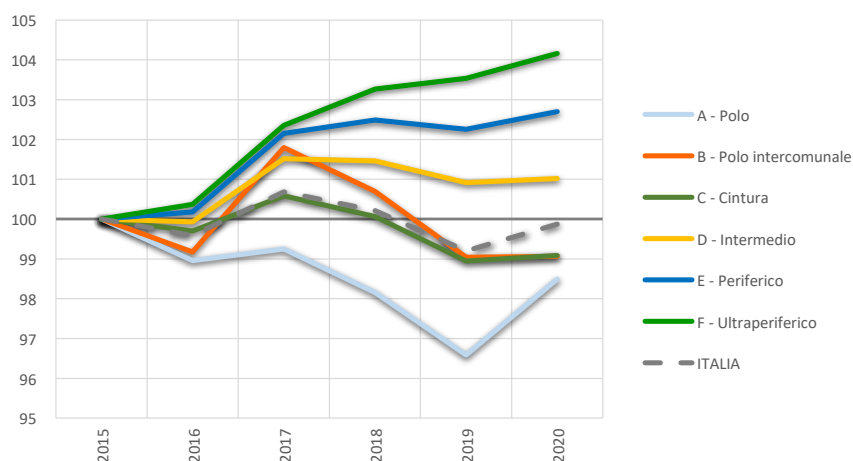


Per quanto concerne le abitazioni dichiarate a disposizione e, nelle ipotesi considerate, non utilizzate, i dati in Tabella 14 evidenziano la quota relativa massima nell’ambito “periferico”, prossima al 18% e minima nel “polo intercomunale”, 10%. Mentre tale quota, come evidenziano gli andamenti in serie storica nel grafico in Figura 12, rimane nel 2020 poco al di sotto del valore del 2015 negli ambiti “polo” e “polo intercomunale”, negli altri ambiti analizzati è in crescita nel periodo, in particolare, nei comuni “periferici” e “ultraperiferici” delle aree interne.

Tabella 14 Le abitazioni dichiarate a disposizione e non utilizzate - serie storica 2015-2020 – dettaglio aree interne

Quota abitazioni di proprietà delle PF non utilizzate							
Anno	A Polo	B Polo interc.	C Cintura	D Intermedio	E Periferico	F Ultraper.	Italia
2015	11,1%	10,1%	12,2%	16,3%	17,3%	15,1%	13,0%
2016	11,0%	10,0%	12,2%	16,3%	17,3%	15,2%	12,9%
2017	11,0%	10,2%	12,3%	16,5%	17,6%	15,5%	13,0%
2018	10,9%	10,1%	12,2%	16,5%	17,7%	15,6%	13,0%
2019	10,7%	10,0%	12,1%	16,4%	17,7%	15,6%	12,9%
2020	11,0%	10,0%	12,1%	16,5%	17,7%	15,7%	12,9%

Figura 11 Indice quota abitazioni a disposizione non utilizzate – aree interne (2015=100)



Ripetendo, anche nel dettaglio delle aree interne, le due analisi (a e b) degli utilizzi delle abitazioni proposte nei precedenti paragrafi, i grafici in Figura 13 e in Figura 14 evidenziano la composizione relativa in serie storica degli utilizzi esaminati in ogni ambito. Anche in tal caso, come osservato nell'analisi per area geografica, vi sono dal 2015 al 2020 tratti della distribuzione degli utilizzi sostanzialmente costanti che, anche qui, si differenziano nelle quote relative secondo l'ambito territoriale analizzato. Iniziando dall'esame dell'utilizzo più diffuso, la quota di abitazioni principali (AP) è minima nei comuni "periferici" e "ultraperiferici" delle aree interne, sempre al di sotto del 50%, e massima nei comuni della "cintura", costantemente poco sopra al 60% dal 2015 al 2020. Le abitazioni dei proprietari, PF e PNF, destinate alla locazione o all'uso gratuito (AL), che rappresentano in quota circa il 20% a livello nazionale, mostrano, sempre in quota, il valore massimo nei comuni "polo" oltre il 27% dello stock residenziale e minimo nei comuni "periferici" e "ultraperiferici" delle aree interne, poco sopra il 10%. Nelle aree interne dei comuni "ultraperiferici" si rileva anche il calo più elevato, perdendo quasi un punto percentuale tra il 2015 e il 2020; anche negli altri ambiti comunali si rilevano cali nel periodo esaminato.

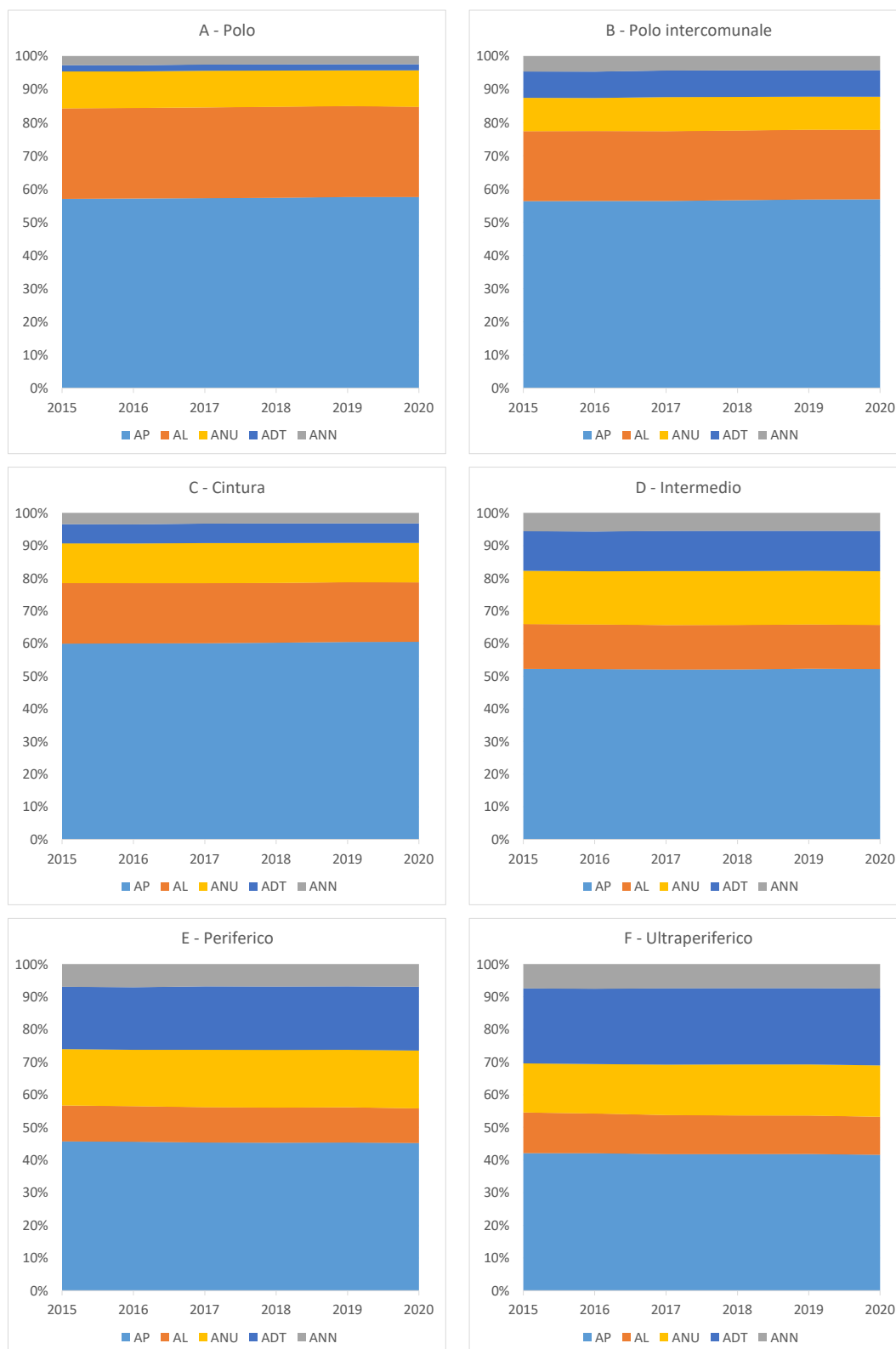
Segue, per ordine di grandezza relativa, l'insieme delle abitazioni non utilizzate dai proprietari PF (ANU) che supera il 15% nei comuni "cintura", "periferici" e "ultraperiferici". Di contro nei comuni "polo" rimane intorno all'11% dello stock di abitazioni. Tra il 2015 e il 2020, mentre tale quota diminuisce negli ambiti "polo", "polo intercomunale" e "cintura", aumenta negli altri comuni, in particolare in quelli "ultraperiferici" dove raggiunge, a fine periodo, quasi il 16%.

Per completare il quadro degli utilizzi dello stock residenziale, mostrati in Figura 13, si esamina la quota abitazioni di proprietà delle PF tenute a disposizione e ubicate nei comuni turistici italiani (ADT). Tale quota supera il 23% nelle aree interne dei comuni "ultraperiferici" e si approssima al 20% nei comuni "periferici". Si tratta di un dato in crescita dal 2015 al 2020 in tutti gli ambiti analizzati.

La prima analisi della composizione degli utilizzi viene completata, anche in questo caso, dalla quota residuale (ANN) di circa il 4% per la quale l'utilizzo non è noto. Le quote relative maggiori sono quelle nei comuni delle aree interne.

Nella seconda analisi, osservando il grafico in Figura 14, la quota di abitazioni (ANP) in cui risiedono famiglie con titolo diverso dalla proprietà, rimane al di sotto del 5% nelle aree interne "periferiche" e "ultraperiferiche". Di contro nei comuni "polo" questo dato, seppure in diminuzione nel periodo osservato, rimane al di sopra del 25%. Infine, la quota di abitazioni utilizzate, nelle ipotesi assunte, da cittadini non residenti (ANR) passa dai minimi osservati nei comuni "polo", intorno al 2% dello stock, ai massimi nelle aree interne "ultraperiferiche" dove supera il 15%.

Figura 12 – Distribuzione utilizzo abitazioni (a) - serie storica 2015-2020 – dettaglio area interne



- AP *Abitazioni principali*
- AL *Abitazioni locatate o in uso gratuito*
- ANU *Abitazioni non utilizzate*
- ADT *Abitazioni a disposizione in comuni turistici (non capoluoghi)*
- ANN *Abitazioni con utilizzo non noto*

Figura 13 – Distribuzione utilizzo abitazioni (b) - serie storica 2015-2020 – dettaglio area interne



- AP *Abitazioni principali*
- ANP *Abitazioni residenza di famiglie non proprietarie*
- ANU *Abitazioni non utilizzate*
- ADT *Abitazioni a disposizione in comuni turistici (non capoluoghi)*
- ANR *Abitazioni utilizzate da non residenti*

5 Brevi conclusioni

Lo studio sviluppato in questo articolo ha presentato un'analisi dell'utilizzo del patrimonio residenziale ubicato sul territorio italiano, nella serie storica dal 2010 al 2020, nel tentativo di cogliere alcuni peculiari temi economici ad esso legati.

In sintesi, ferme le ipotesi assunte, i dati analizzati hanno evidenziato, innanzitutto, la già nota e consolidata caratteristica della famiglia italiana di essere proprietaria¹¹ dell'abitazione di residenza, avendo osservato in tutto il periodo, dal 2010 al 2020, che 3 famiglie italiane su 4 lo sono (quasi 20 milioni su 26 milioni in totale). La restante parte delle famiglie, poco più di 6 milioni, risiede, assumendo che tutte abbiano un alloggio, in abitazioni prese in locazione, in uso gratuito o con altre modalità¹².

Nel 2020, anno più recente del periodo analizzato, si è stimato in termini di stock residenziale che, oltre al 56% circa destinato ad abitazione principale, circa il 18% (6,4 milioni circa di abitazioni) è destinato alle famiglie residenti e poco più di un quarto del totale, quasi il 26% dello stock (9 milioni circa di abitazioni), è destinato a un utilizzo diverso. A quest'ultimo insieme appartengono, sempre secondo la stima eseguita, 2,6 milioni di "seconde case" ubicate in comuni turistici (7,4% circa), 4,6 milioni di abitazioni non utilizzate (quasi il 13%) e 1,9 milioni di abitazioni (il restante il 5,3%) in uso a cittadini non residenti (per lavoro, per studio, per altri interessi). Significativa, dall'analisi delle serie storiche, è la crescita delle abitazioni tenute a disposizione ubicate in comuni turistici, nelle ipotesi assunte considerate "seconde case" per il tempo libero, che dal 2010 al 2020 sono aumentate in numero di circa il 18%; le abitazioni di proprietà di persone fisiche non utilizzate risultano invece aumentate del 6%, mentre le abitazioni di proprietà delle persone fisiche concesse in locazione sono aumentate di oltre il 30%, a fronte di una crescita dello stock residenziale di poco più del 5,2% nello stesso periodo.

L'analisi è stata poi dettagliata sia nelle aree geografiche del Paese sia nella distinzione dei comuni italiani rispetto alla loro capacità attrattiva. Sono emerse le diverse distribuzioni dell'utilizzo delle abitazioni nelle aree geografiche del Paese, con al Nord la quota minore di famiglie proprietarie delle abitazioni di residenza e di abitazioni prive di utilizzo. Nel Sud e nelle Isole, invece, sono minori le quote di stock residenziale concesse in locazione o in uso gratuito (anche perché per converso è maggiore la quota di abitazioni principali).

Nell'analisi dell'utilizzo dello stock residenziale secondo la collocazione in comuni "polo", "cintura" o "aree interne", sono state in particolare evidenziate, nei comuni delle aree interne, le elevate quote, oltre il 90% del totale, di famiglie proprietarie delle abitazioni di residenza. Sempre nei comuni delle aree interne è emerso che è minima la quota di abitazioni utilizzata da residenti non proprietari ed è elevata la quota di abitazioni di proprietà delle PF tenute a disposizione e non utilizzate.

Si tratta, ovviamente, di stime basate su talune ipotesi di cui si è consapevoli che possiedono una robustezza tutta da verificare, ma che comunque possono contribuire alla comprensione dei fenomeni legati alle dinamiche abitative.

¹¹ Si veda nota 4

¹² È possibile che famiglie risiedano in abitazioni senza titolo (es. occupazioni abusive, locazioni in "nero" o altro)

Appendice – Dati statistici delle famiglie e degli utilizzi delle abitazioni

Tabella 15 Famiglie e utilizzo delle abitazioni in Italia dal 2010 al 2020

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Famiglie	25,3	25,3	25,6	25,6	25,7	25,7	25,8	25,9	26,0	26,2	26,2
Famiglie proprietarie abitazione residenza	19,2	19,2	19,3	19,4	19,5	19,4	19,5	19,6	19,7	19,8	19,8
Famiglie non proprietarie abitazione residenza	6,1	6,1	6,3	6,1	6,2	6,2	6,3	6,3	6,4	6,4	6,4
Abitazioni totali	33,5	34,0	34,4	34,6	34,7	34,8	34,9	35,0	35,1	35,2	35,2
Abitazioni principali	19,2	19,2	19,3	19,4	19,5	19,4	19,5	19,6	19,7	19,8	19,8
Abitazioni PF locate	2,7	2,7	2,8	2,8	2,8	3,3	3,4	3,5	3,5	3,6	3,6
Abitazioni PNF	2,9	2,8	2,9	2,8	2,8	2,7	2,7	2,6	2,6	2,6	2,5
Abitazioni in uso gratuito	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,8	0,8	0,8	0,8
Abitazioni a disposizione in capoluoghi	0,8	0,8	0,9	0,9	1,0	0,8	0,8	0,9	0,9	0,9	0,9
Abitazioni a disposizione in comuni non turistici	1,8	2,0	2,1	2,1	2,2	2,2	2,2	2,2	2,2	2,2	2,3
Abitazioni a disposizione in comuni turistici	2,2	2,4	2,4	2,5	2,5	2,5	2,5	2,6	2,6	2,6	2,6
Abitazioni con altri utilizzi	1,6	1,6	1,6	1,6	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,4	1,4
Abitazioni con utilizzo non noto	1,3	1,5	1,5	1,5	1,5	1,4	1,4	1,3	1,3	1,3	1,3

dati in milioni

Bibliografia e sitografia

Agenzia delle Entrate – Dipartimento delle Finanze (MEF) - Immobili in Italia – edizioni dal 2012 al 2023 – [Gli immobili in Italia - Agenzia delle Entrate \(agenziaentrate.gov.it\)](#)

ISTAT - [Demo - Statistiche demografiche \(istat.it\)](#)

ISTAT - Classificazione dei Comuni in base alla densità turistica come indicato dalla Legge 17 luglio 2020, n. 77, art. 182 – gennaio 2022 - [Classificazione dei Comuni in base alla densità turistica \(istat.it\)](#)

ISTAT - La Geografia delle Aree Interne. Nel 2020: vasti territori tra potenzialità e debolezze – luglio 2022 - [La geografia delle aree interne nel 2020 - vasti territori tra potenzialità e debolezze \(istat.it\)](#)

UNA POSSIBILE STIMA DEL RENDIMENTO LORDO E NETTO DELL'INVESTIMENTO IN UN'ABITAZIONE

DI GIANNI GUERRIERI *, MAURIZIO FESTA **

1 Introduzione

Sul tema della stima del tasso di rendimento che può riscontrarsi in Italia dall'investimento in un'abitazione, su questa rivista sono già comparsi studi e analisi¹. Si ritorna sull'argomento sulla base di una impostazione che si ispira alla modalità di stima del *cap rate* basato sul procedimento 2 indicato in Festa, Serafini, Barbaccia (2016), ossia quello che prevede l'utilizzo, relativamente a ciascun ambito territoriale analizzato, dei canoni di locazione registrati per gli immobili locati in un determinato periodo e delle quotazioni OMI per stimare i valori degli stessi immobili locati². Questo procedimento individua l'universo di riferimento nell'insieme dei contratti di locazione registrati nel periodo di osservazione e prevede il calcolo del rapporto tra il canone al metro quadrato di ogni singolo immobile e il valore dell'immobile stimato con la quotazione media residenziale della zona OMI di appartenenza riferita all'anno in cui il contratto di locazione è stato registrato. In altri termini vengono calcolati i *cap rate* dei singoli immobili locati e solo dopo si effettua la media tra i *cap rate* afferenti allo stesso ambito territoriale. Rispetto al procedimento citato, nello studio proposto in quest'articolo, sono state apportate due modifiche sostanziali che affinano il calcolo del *cap rate*. La prima riguarda la stima del valore dell'immobile locato, ottenuta calcolando il valore stimato di mercato (VSM) ottenuto sulla base delle quotazioni medie determinate dall'OMI, ridistribuite secondo il classamento catastale dell'unità immobiliare, in modo tale da tenere in conto le sue caratteristiche, intrinseche ed estrinseche³. La seconda riguarda il calcolo del valore medio del *cap rate*, in un determinato ambito territoriale e un determinato periodo temporale, ottenuto come rapporto tra la somma dei canoni degli immobili, in quell'ambito territoriale e in quel periodo di riferimento, e la somma dei valori di mercato stimati per gli stessi immobili. Si tratta cioè di un *cap rate* calcolato eseguendo una media pesata.

In formule: $cap\ rate\ T_k = \frac{\sum_{i=1}^{nn} c_i}{\sum_{i=1}^{nn} VSM_i}$ con k=ambito territoriale, T= periodo di riferimento, c_i = canone annuo lordo contrattuale di locazione dell'immobile i , VSM = valore stimato di mercato dello stesso immobile i riferito all'anno di stipula del contratto, n = numero immobili locati nell'ambito territoriale k.

* GIANNI GUERRIERI, Direttore centrale dei Servizi estimativi e dell'Osservatorio del mercato immobiliare

** MAURIZIO FESTA, Dirigente Responsabile del Settore Osservatorio mercato immobiliare

¹ Si fa riferimento in particolare, a: Guerrieri, Storniolo (2013, pp. 9-61) e a Festa, Serafini, Barbaccia (2016, pp. 53-72)

² In formule: $cap\ rate_k = \frac{\sum_{i=1}^{nn} (c_i/q_i)}{nn}$ con k=ambito territoriale, c_i = canone annuo lordo per unità di superficie contrattuale di locazione dell'immobile, q_i = quotazione OMI media abitazioni, riferita all'anno di stipula del contratto, della zona OMI k nella quale è ubicato l'immobile i locato, n = numero immobili locati nell'ambito territoriale k.

³ È stato attribuito a ogni unità immobiliare locata il VSM, valore basato sulle quotazioni medie calcolate dall'Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI), "aggiustate" per tener conto delle caratteristiche tipologiche ed edilizie di ogni singola unità immobiliare così come riflesse dal classamento attribuito in Catasto. Per i criteri metodologici alla base del calcolo del VSM si faccia riferimento alla Nota metodologica in Immobili in Italia - edizione 2023, pp. 213-217, disponibile al link: [L'Agenzia - Gli immobili in Italia 2023 - Gli immobili in Italia 2023 - Agenzia delle Entrate \(agenziaentrate.gov.it\)](https://www.agenziaentrate.gov.it)

In questo articolo si vuole esporre un esercizio di stima del rendimento derivante da un investimento, da parte di una persona fisica, effettuato nel settore residenziale con l'acquisto di una abitazione e la sua successiva locazione.

Per effettuare questo esercizio è indispensabile delimitare il perimetro e assumere alcune ipotesi semplificatrici. È noto che il mercato delle locazioni residenziali è segmentato per via dei diversi regimi contrattuali e fiscali che lo contraddistinguono. In questo articolo faremo riferimento esclusivamente ai contratti di locazione (nuovi) di natura ordinaria a libero mercato, in cui i locatori sono persone fisiche. Essi consentono l'affitto di un'abitazione a canone libero di durata 4 anni + 4 (stipulati ai sensi dell'art. 2, c. 1 della legge 431/98). La scelta deriva dal voler comprendere quali siano i tassi di rendimento di mercato relativamente ai contratti per la locazione di lungo periodo che normalmente sono scelti da parte delle famiglie per la dimora abituale.

In primo luogo, esamineremo i risultati del calcolo del rendimento lordo "semplice", ovvero come mero rapporto tra il canone annuo di un'abitazione locata e il suo valore di mercato al 31 dicembre dell'anno di riferimento. La semplicità sta nell'escludere dal calcolo del rendimento l'eventuale variazione patrimoniale (positiva o negativa) che può trarre il proprietario, a conclusione del periodo dell'investimento, vendendo l'immobile. Supponiamo in altri termini che la proprietà non venga mai dismessa (rendita perpetua). Questo approccio consente di effettuare il calcolo, sulla base dei dati disponibili, anche su base territoriale a diversi possibili livelli di aggregazione.

In secondo luogo, si proverà ad effettuare una stima del rendimento netto scomputando i costi che, a fronte di un canone di locazione percepito, il locatore deve sostenere per il mantenimento dell'immobile e per la tassazione. Per queste voci si assumono alcune ipotesi semplificatrici.

Per quel che riguarda i costi si dovrebbe far riferimento alle voci di spesa che, in base al Codice Civile, spettano al locatore, in particolare tutte le spese di manutenzione straordinaria riferite sia alla singola unità immobiliare che agli spazi comuni e condominiali. La demarcazione tra ciò che spetta al conduttore e quel che spetta al locatore presenta tuttavia una zona grigia che dipende dai motivi degli interventi manutentivi e dalla regolazione *de facto* che avviene tra locatore e locatario. I dati disponibili al riguardo sono quelli divulgati dall'ISTAT sulle spese dei consumi delle famiglie. Nell'esercizio di stima si applicano alcuni parametri su quelle voci di spesa ISTAT che possono avere quell'incertezza sopra indicata.

Per quel che riguarda la tassazione, si dovrebbe calcolare l'IMU effettivamente pagata sulla base delle aliquote determinate a livello comunale, ma per ragioni di semplificazione si è assunto un'unica aliquota IMU pari a quella massima ordinaria (1,06%). Per quanto riguarda l'imposta sui redditi, si semplifica il calcolo ipotizzando che tutti i locatori scelgano l'imposta sostitutiva, cosiddetta cedolare secca⁴, che sostituisce alla progressività delle aliquote IRPEF una aliquota separata e che, inoltre, sostituisce l'imposta di registro sul contratto di affitto e le addizionali all'IRPEF. Si rammenta, infine, che la scelta della cedolare inibisce l'adeguamento annuale del canone di locazione al tasso di inflazione.

2 Il calcolo del rendimento lordo

Entrando nel dettaglio delle modalità di calcolo, si deve iniziare con il descrivere il *data-base* da cui sono state estratte le informazioni utili per le successive elaborazioni.

La base dati di partenza è la Base dati locazioni immobiliari, nella quale sono presenti le informazioni sugli immobili oggetto di nuova locazione, acquisite attraverso l'integrazione tra più banche dati⁵. Per ogni immobile

⁴ L'applicazione della cedolare secca è in realtà facoltativa per il locatore.

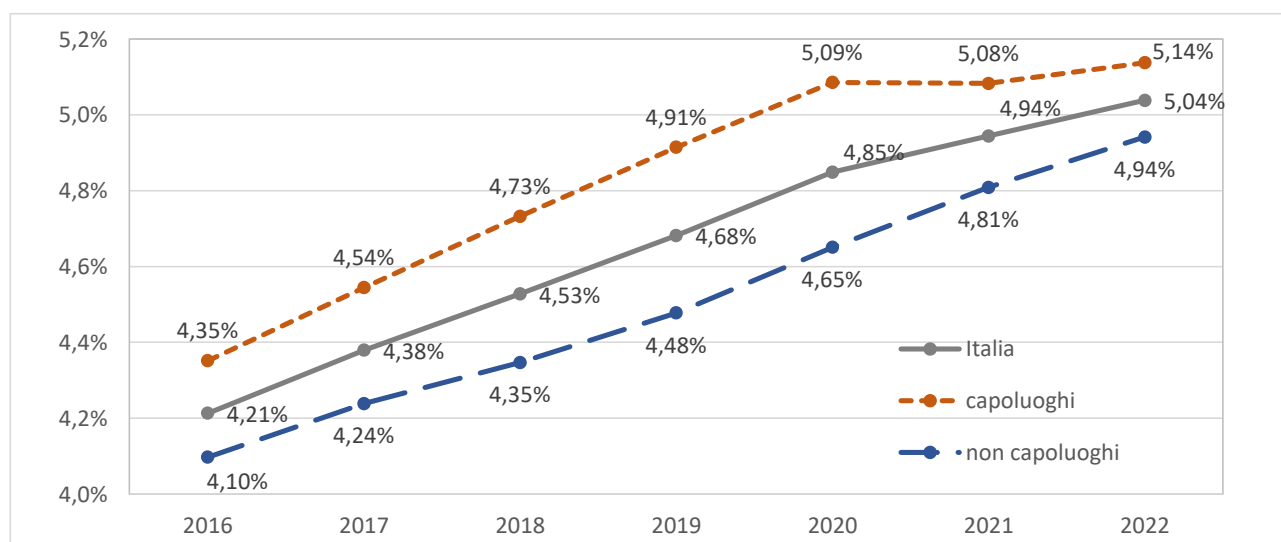
⁵ Per maggiori dettagli sulla Base dati locazioni immobiliari si faccia riferimento alla Nota metodologica locazioni disponibile al link: [Schede - Osservatorio del Mercato Immobiliare - Note metodologiche - Agenzia delle Entrate \(agenziaentrate.gov.it\)](https://www.agenziaentrate.gov.it/it/risorse/osservatorio-del-mercato-immobiliare-note-metodologiche)

residenziale, appartenente alla categoria catastale del gruppo A, tranne A/10, contenuto in tale base dati è stato calcolato il VSM riferito all'anno di nuova locazione.

Una primissima elaborazione è quella che si ottiene limitatamente al mercato delle locazioni, con locatori esclusivamente persone fisiche (famiglie), afferente al settore strettamente residenziale e al segmento contrattuale definito ordinario libero. Tale segmento è caratterizzato da contratti di locazione con durata a partire da tre anni. A questo insieme di contratti si ipotizza appartenga il mercato degli affitti di lungo periodo, tenendo in ogni caso presente che in tale insieme potrebbero ricadere anche contratti a canone concordato, laddove l'immobile non fosse ubicato in comuni ad alta tensione abitativa.

Nella Figura 1 sono riportati gli andamenti del rendimento lordo per i comuni capoluogo di provincia, non capoluogo e la media nazionale, relativamente agli anni 2016 – 2022, con esclusione dei Comuni con meno di 6 contratti di locazione in ciascun anno considerato⁶. Occorre precisare che i rendimenti lordi medi annui, messi a confronto nella serie storica, sono calcolati su insiemi di immobili che ogni anno hanno diversa composizione di caratteristiche e distribuzione sul territorio, pertanto bisognerebbe, a rigore, effettuare un'operazione di omogeneizzazione, che però in questo studio non viene eseguita trattandosi comunque di insiemi di numerosità elevata tali da non condizionare la validità dei risultati esposti.

Figura 1: rendimento lordo in comuni capoluogo, non capoluogo e media nazionale



Fonte: OMI-Agenzia delle entrate

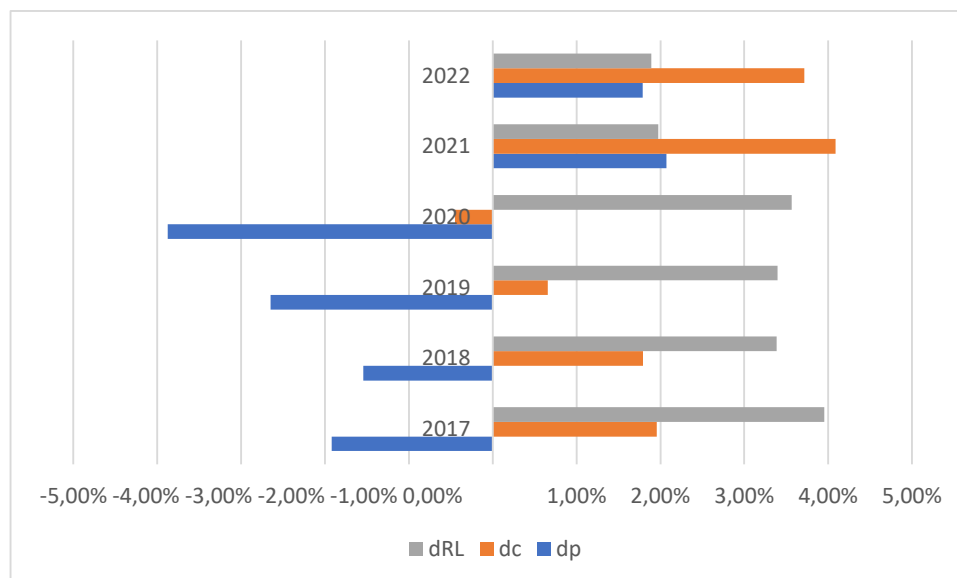
In linea generale, nei sette anni esaminati (2016-2022) risulta un tasso di rendimento lordo in crescita e un valore sistematicamente più elevato del tasso nei comuni capoluogo. Inoltre, si assiste ad una variazione più accelerata nei comuni capoluogo rispetto ai restanti comuni tra il 2016 ed il 2019 (+0,56 punti percentuali rispetto a +0,38 punti nei comuni non capoluogo, equivalenti rispettivamente a +12,9% e a +9,2%) e il contrario negli anni successivi (2019-2022) in cui nei comuni capoluogo si assiste ad una crescita di 0,22 punti (ovvero +4,5%), mentre negli altri comuni aumenta di 0,47 punti (ossia di +10,4%).

Con riferimento alla media nazionale, nella Figura 2 sono riportati i tre tassi di variazione, a livello nazionale, dei prezzi (dp)⁷, dei canoni di locazione (dc) e del tasso di rendimento lordo (dRL).

⁶ Questa limitazione è dovuta al fatto che con meno di sei contratti in un anno è assai difficile definire l'esistenza di un mercato delle locazioni.

⁷ Approssimata dalle variazioni del VSM. Per le modalità di calcolo del VSM (valore stimato di mercato) si rinvia alla nota 3.

Figura 2: tassi di variazione del tasso di rendimento lordo, dei canoni di locazione e dei prezzi



Fonte: OMI-Agenzia delle entrate

Dalla Figura 2 si osserva come la variazione percentuale del tasso di rendimento lordo è sempre positiva nel periodo esaminato, in quanto la variazione percentuale del canone di locazione è sistematicamente superiore a quella dei prezzi, oppure, come nel 2020, la variazione in diminuzione è assai più piccola di quella relativa ai prezzi. In particolare, nel primo periodo (2017-2019) a fronte di variazioni percentuali negative dei prezzi, i canoni di locazione aumentano (a parte il 2020, come si è detto) in misura tale da determinare una variazione percentuale del tasso di rendimento lordo significativamente superiore al 3%. Nel periodo successivo i prezzi mostrano una variazione positiva, così come i canoni di locazione che, tuttavia, incrementano in misura assai superiore rispetto al periodo precedente. Ciò nonostante, nel 2021 e nel 2022 la variazione del tasso di rendimento lordo, pur sempre positiva, si attenua posizionandosi attorno al 2% di aumento.

La relazione *ex post* tra prezzi e canoni dà la misura del rendimento dell'attività di investimento immobiliare. Tale relazione, in ciascuno spazio e in ciascun tempo, è però determinata dai fattori che influenzano il prezzo delle abitazioni sul mercato delle compravendite e i canoni di locazione su quello delle locazioni. Fattori inerenti al livello e alla composizione sia della domanda che dell'offerta, alle condizioni del credito, alla tassazione e alle politiche pubbliche sulla casa. In effetti, una parte della domanda di abitazione sul mercato della proprietà è attribuibile ai soggetti che intendono investire parte del loro portafoglio in attività immobiliari (domanda di investimento *buy to let*). Costoro possono valutare la convenienza di questo investimento sulla base dei prezzi correnti delle abitazioni (nuove o usate), dei canoni di locazione correnti, della regolazione contrattuale e fiscale vigente, sulle aspettative future dei canoni (si ipotizza che si è ancora in un mondo di "rendita perpetua") e dei rischi di morosità e di sfritto.

Questa componente della domanda normalmente non incide sulla determinazione dei prezzi delle abitazioni, in quanto la sua quota sul complesso della domanda non è elevata⁸. La domanda di investimento *buy to let* sul mercato della proprietà, d'altra parte, si tramuta in offerta sul mercato delle locazioni e quindi concorre a determinare il livello del canone di locazione offerto in relazione al tasso di rendimento atteso. Per altro verso, la domanda di abitazioni in affitto potrà "accettare" i nuovi canoni di locazioni offerti solo se il vincolo di bilancio lo consente, altrimenti la nuova offerta o rimane sfritta o deve ridurre i canoni di locazione offerti e quindi realizzare

⁸ È stimata pari al 6,3% sul totale delle unità immobiliari residenziali compravendute nel 2018. Vedi Agenzia delle entrate (2021, p.75). Per una descrizione generale relativamente al funzionamento del mercato della casa vedi Guerrieri (2022).

un tasso di rendimento inferiore a quello atteso. Sulla domanda di locazione, inoltre, incide anche il livello medio della rata del mutuo: se quest'ultimo è poco superiore al canone di locazione può mutare la convenienza tra affitto e proprietà, a patto che il soggetto, che domanda spazi dove abitare, sia dotato di un ammontare sufficiente di valore patrimoniale per accedere al credito bancario.

Quanto sopra esposto, in maniera oltremodo sintetica e semplificata, vuole soltanto evidenziare che il mercato della proprietà e quello della locazione sono interrelati ma distinti.

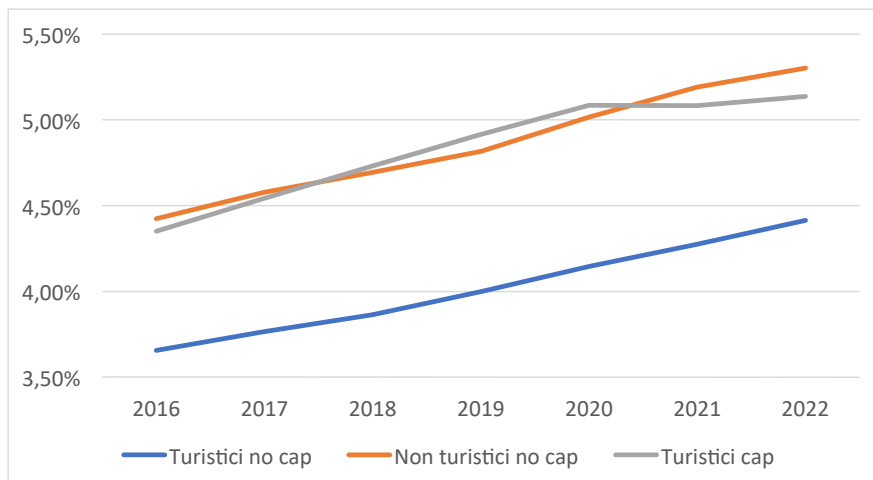
Il mercato della locazione è poi segmentato sia dal punto di vista territoriale, segnatamente tra comuni turistici e no, sia dal punto di vista regolamentare e fiscale.

2.1. Il rendimento lordo nei comuni turistici e non turistici

Si è accennato alla segmentazione del mercato delle locazioni anche in relazione alla vocazione turistica dei comuni. Si rammenta, tuttavia, che il segmento del mercato della locazione indagato in questo lavoro è quello del mercato libero ordinario di durata 4+4, ovvero quello tipico per un valore d'uso primario dell'abitazione. Assumendo la classificazione dei comuni adottata dall'ISTAT in ordine alla vocazione turistica⁹, nella Figura 3 è riportato il rendimento lordo per i comuni non capoluogo di provincia turistici e non turistici e, a sé stante, il rendimento lordo per i comuni capoluogo che risultano tutti a vocazione turistica.

⁹ L'Istat classifica tutti i comuni italiani rispetto alla complessa dimensione turistica ai sensi della Legge 17 luglio 2020, n. 77, art. 182. Tale classificazione dei comuni tiene conto di due aspetti, la "categoria turistica prevalente", individuata sulla base della prossimità geografica a siti di interesse, e la "densità turistica", basata su un set di indicatori statistici. In base a questa classificazione i comuni non capoluogo risultano per circa l'80% comuni a vocazione turistica (circa 6.200 su 7.900). Non sono stati, però, considerati tra i comuni turistici, ai fini delle analisi in questo studio, i comuni denominati dall'ISTAT "Comuni turistici non appartenenti ad una categoria specifica", che sono oltre 4.000, circa il 50% del totale, trattandosi di una categoria residuale in termini di presenze turistiche, appena l'8% del totale nazionale, ad eccezione dei capoluoghi. Si tratta, infatti, per lo più di Comuni lontani dalle zone marittime o nelle aree pedemontane e appenniniche del Paese per i quali risulta più marginale rispetto all'indice sintetico di densità turistica, espressa da un set consistente di indicatori statistici definiti per misurare la dotazione di infrastrutture ricettive, la presenza di flussi turistici e l'incidenza a livello locale di attività produttive e livelli occupazionali in settori di attività economica *tourism oriented*, cioè riferiti in modo specifico al settore turistico e/o culturale. Oltre tre quarti di questi Comuni si collocano infatti nei tre quintili più bassi della distribuzione. Tali comuni, pertanto sono stati considerati alla stregua dei "Comuni non turistici", quelli cioè dove sono assenti, sempre secondo l'ISTAT, strutture ricettive e/o si caratterizzano da flussi turistici nulli. I comuni turistici considerati nello studio sono quindi circa 2.100, non avendo incluso in tale insieme tutti i capoluoghi di provincia.

Figura 3: rendimento lordo abitazione, con locatori esclusivamente persone fisiche (famiglie), in affitto nel mercato libero ordinario per comuni turistici e non turistici esclusi capoluoghi di provincia e turistici capoluogo di provincia



Fonte: OMI-Agenzia delle entrate

I comuni non turistici durante l'intero periodo mostrano un tasso di rendimento lordo più elevato dei comuni turistici (in entrambi i casi con esclusione dei capoluoghi di provincia). Più elevato è invece il rendimento lordo dei comuni capoluogo classificati, come detto, tutti a vocazione turistica.

Limitando l'analisi ai comuni non capoluogo, il motivo per cui il rendimento lordo dei comuni turistici risulta in tutti gli anni inferiore ai restanti comuni è dovuto al fatto che il rapporto del valore di mercato medio dell'abitazione (VSM) dei comuni turistici rispetto agli altri comuni è superiore al corrispondente rapporto tra canoni medi (vedi Tabella 1).

Tabella 1: Rapporto tra canoni medi e VSM tra comuni turistici e non turistici

	rapporto canoni	rapporto VSM
2016	1,09	1,32
2017	1,09	1,32
2018	1,09	1,32
2019	1,08	1,30
2020	1,08	1,31
2021	1,08	1,32
2022	1,08	1,30

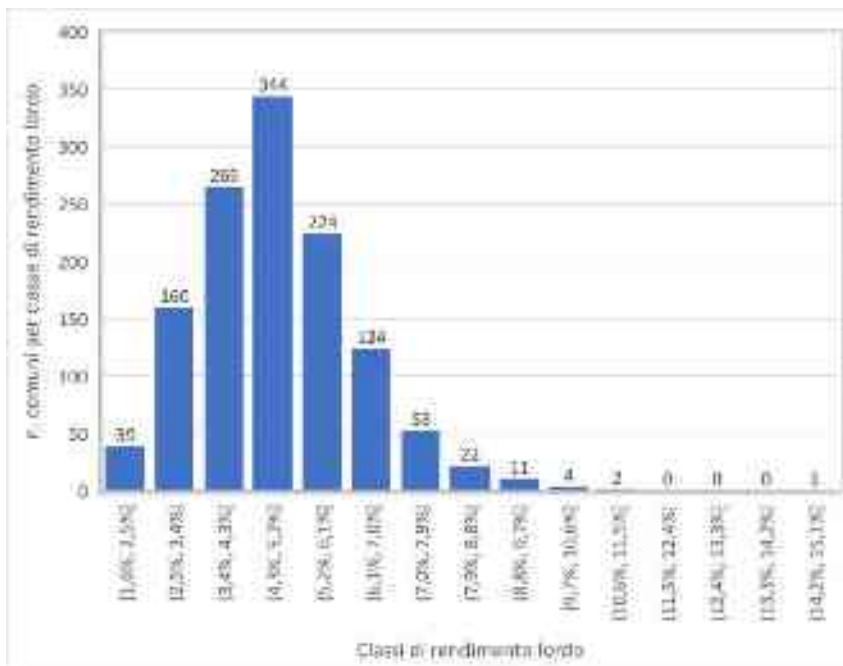
Fonte: OMI-Agenzia delle entrate

Quel che la Tabella 1 fa emergere è che i comuni non capoluogo turistici, in tutti gli anni considerati, registrano canoni di locazione e VSM più elevati. Ciò rende inevitabilmente più costoso l'accesso all'abitazione e mostra probabilmente un effetto dello spiazzamento indotto sulla domanda di abitazione principale (anche per locazione) da parte della componente transitoria della domanda di abitazione turistica sul mercato della locazione e della domanda per seconde case e tempo libero sul mercato della proprietà.

La distribuzione di tassi di rendimento per i comuni non capoluogo, turistici e non turistici, nell'anno 2022, è riportata nella Figura 4 e Figura 5.

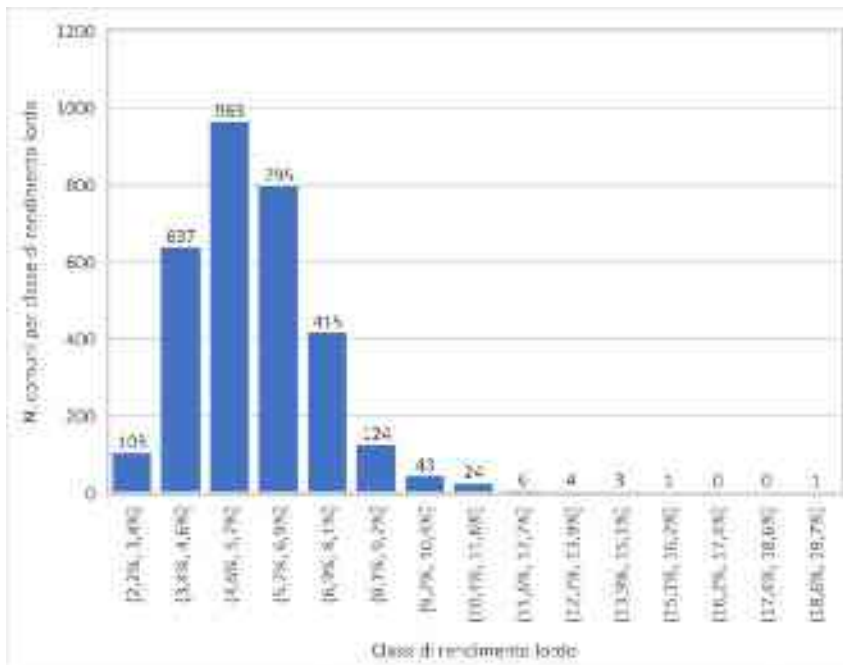
Per i comuni a vocazione turistica non capoluogo la maggior frequenza (48,8%) dei comuni si attesta tra il 3,4% e il 5,2%. Per i comuni non turistici la maggior frequenza è concentrata in tre classi di rendimento lordo (il 56,3%) che vanno dal 4,6% al 6,9%.

Figura 4: n. comuni per classe di rendimento lordo locate a libero mercato 4+4 in comuni a vocazione turistica non capoluoghi



Fonte: OMI-Agenzia delle entrate

Figura 5: comuni per classe di rendimento lordo locate a libero mercato 4+4 in comuni non a vocazione turistica e non capoluoghi



Fonte: OMI-Agenzia delle entrate

2.2. Il rendimento lordo per dimensione del mercato della proprietà

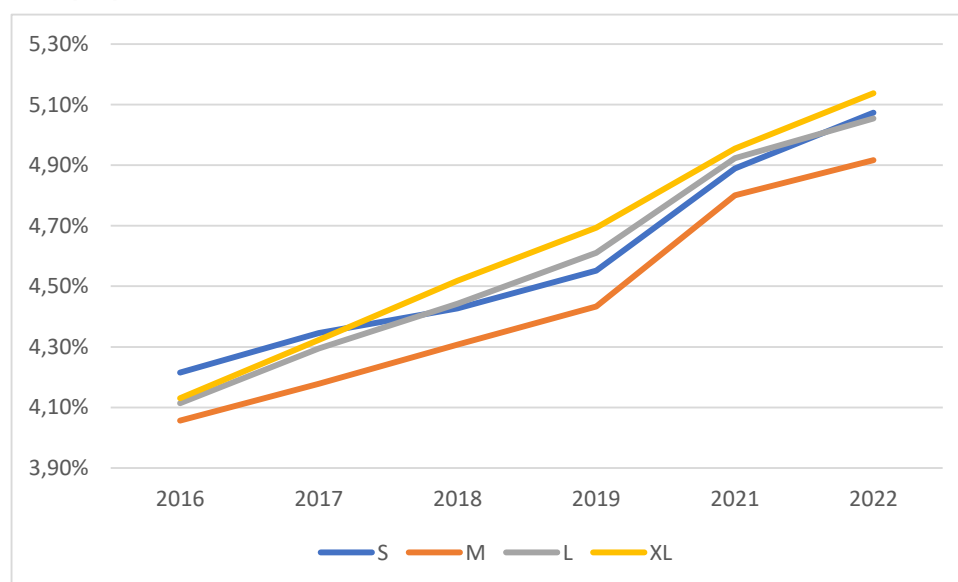
Raggruppando i comuni per dimensione economica del “fatturato” del complesso delle transazioni immobiliari nel settore residenziale, sono state determinate ¹⁰ le classi *small* (S), *Medium* (M), *Large* (L), *Extralarge* (XL) e poi a sé stanti i comuni di Roma e Milano (XXL) su cui ci soffermeremo più avanti.

Nella Figura 6 sono rappresentate le serie storiche (2016-2022) del tasso di rendimento lordo per i raggruppamenti di comuni sopra indicati.

La taglia XL dal 2017 mostra il tasso di rendimento lordo relativamente più elevato, al contrario la taglia M è quella con il tasso di rendimento più basso. La taglia S e L, invece, si alternano.

In qualche misura questi andamenti sembrano indicare che il dinamismo del mercato della proprietà, non influenza granché le gerarchie dei livelli dei tassi di rendimento. È un altro modo di vedere l'autonomia dei due mercati (proprietà e locazione).

Figura 6: Tasso di rendimento lordo per classe di dimensione economica del mercato della proprietà



Fonte: OMI-Agenzia delle entrate

2.3. Il rendimento lordo nei comuni ATA e NON ATA

I Comuni ATA (alta tensione abitativa) sono quelli deliberati dal CIPE nel 2003 e da allora non sono più stati revisionati. Attualmente, 2022, risulterebbero così classificati (tenuto conto degli eventuali accorpamenti di comuni) tutti i comuni capoluogo (101) e 601 comuni non capoluogo. I relativi tassi di rendimento lordo sono rappresentati nella successiva Tabella 2 per gli anni 2016-2022

¹⁰ Per le modalità di determinazione di questi raggruppamenti si rinvia alla Nota metodologica compravendite immobiliari disponibile al link: [Schede - Osservatorio del Mercato Immobiliare - Note metodologiche - Agenzia delle Entrate \(agenziaentrate.gov.it\)](https://www.agenziaentrate.gov.it/osservatorio-del-mercato-immobiliare-note-metodologiche)

Tabella 2 Tassi rendimenti lordo comuni ATA e comuni non ATA

Anni	comuni ATA		comuni no ATA
	capoluoghi	non capoluoghi	non capoluoghi
2016	4,35%	3,98%	4,21%
2017	4,54%	4,11%	4,35%
2018	4,73%	4,24%	4,44%
2019	4,91%	4,35%	4,59%
2020	5,09%	4,56%	4,72%
2021	5,08%	4,68%	4,91%
2022	5,14%	4,77%	5,07%

Fonte: OMI-Agenzia delle entrate

Ovunque si assiste alla crescita dei tassi di rendimento lordo. Mediamente i livelli sono sistematicamente più elevati nei comuni ATA, rispetto alle altre casistiche; seguono i comuni non ATA e non capoluoghi e poi i comuni ATA non capoluoghi.

2.4. Il rendimento lordo per area geografica e regioni

Nella Tabella 3 sono riportati i tassi di rendimento lordo medio per area geografica per il periodo considerato. Si osserva che ovunque il tasso di rendimento è crescente nel periodo esaminato e che risulta decrescente dal Nord al Sud.

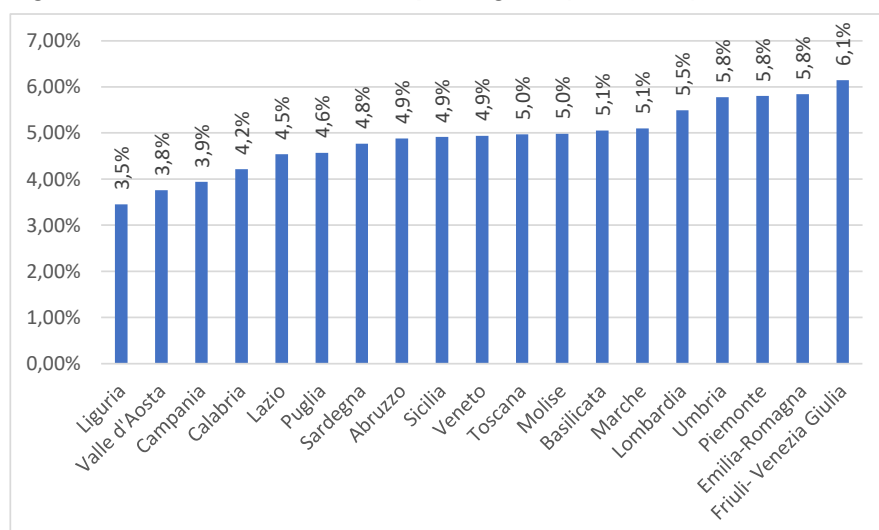
Tabella 3: Tasso di rendimento lordo per area geografica (2016-2022)

Area Geografica	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
NORD	4,71%	4,90%	5,02%	5,21%	5,34%	5,37%	5,42%
CENTRO	4,05%	4,20%	4,40%	4,53%	4,62%	4,68%	4,81%
SUD	3,63%	3,71%	3,80%	3,91%	4,15%	4,27%	4,38%

Fonte: OMI-Agenzia delle entrate

Se il dato è disaggregato per singola regione risulta una certa diversificazione tra regioni del Nord, del Centro e del Sud in ordine ai livelli del tasso di rendimento.

Figura 7: tassi di rendimento lordo per Regione (anno 2022)



Fonte: OMI-Agenzia delle entrate

In particolare, Liguria e Valle d'Aosta risultano registrare i tassi di rendimento lordo più bassi; mentre il Molise e la Basilicata si collocano nella fascia alta. Sopra il 5,1% di rendimento si situano, in ordine crescente, la Lombardia, l'Umbria, il Piemonte, l'Emilia-Romagna ed il Friuli-Venezia Giulia.

Nella Figura 8 sono ordinate relativamente all'anno 2016 le Regioni per tasso di rendimento lordo crescente (dalla Liguria con il 3,45% di rendimento al Friuli-Venezia Giulia con il 6,15%) e rappresentate le linee indicanti, per ciascuna regione, il rapporto tra canone medio regionale e nazionale (rapporto C) e il rapporto tra VSM regionale e VSM nazionale (rapporto V). La linea circolare tratteggiata rappresenta il valore unitario della media nazionale dei rapporti sia per i canoni che per i VSM.

Si osserva che fino alla Toscana (con tasso di rendimento lordo del 4,1%), le regioni registrano un tasso di rendimento lordo inferiore a quello medio nazionale e, quindi ovviamente, i rapporti C sono sempre inferiori ai rapporti V. Al contrario, dal Veneto al Friuli-Venezia Giulia, i rapporti C diventano superiori a quelli V.

In altri termini, il tasso di rendimento lordo si diversifica territorialmente a causa di numerose variabili, ma soprattutto in relazione alle distinte dinamiche che si registrano nel mercato della proprietà e in quello delle locazioni.

Figura 8: Rapporti canoni medi regionali su canone medio nazionale, VSM regionale su VSM nazionale ordinati per tasso di rendimento lordo crescente in senso orario (anno 2016)

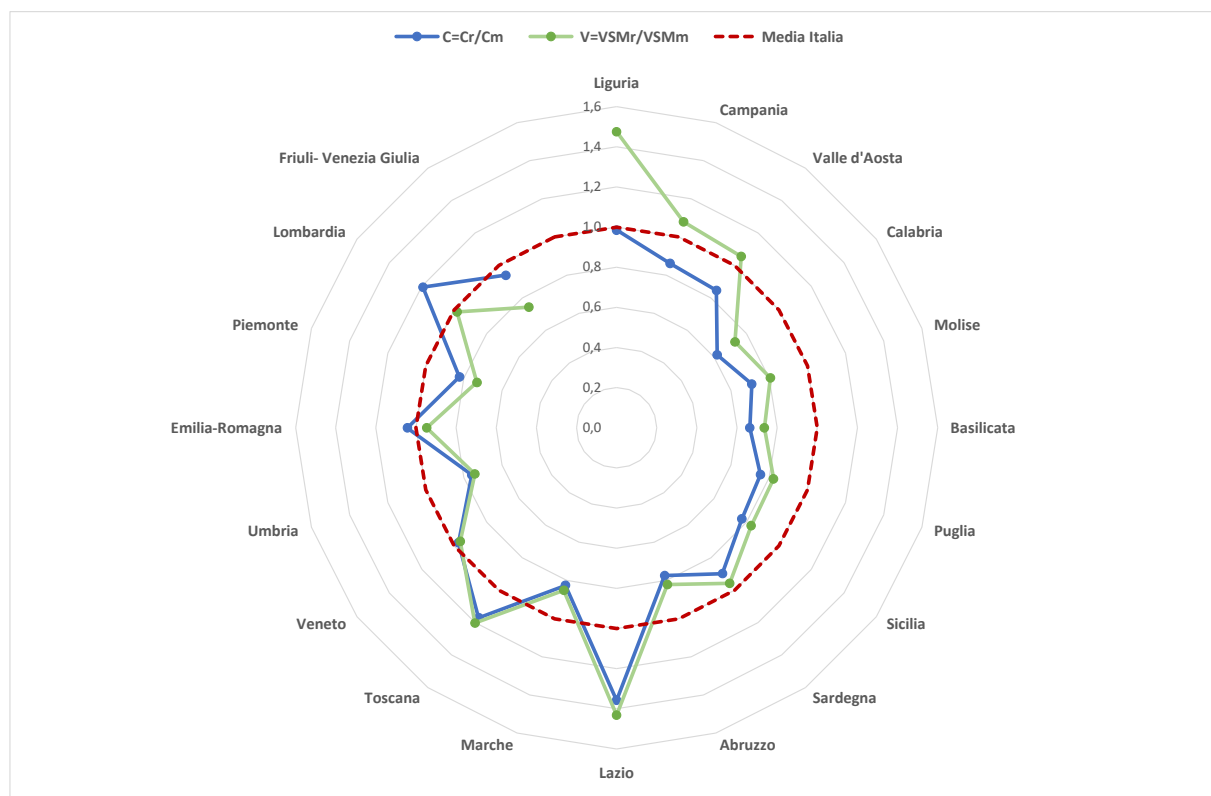
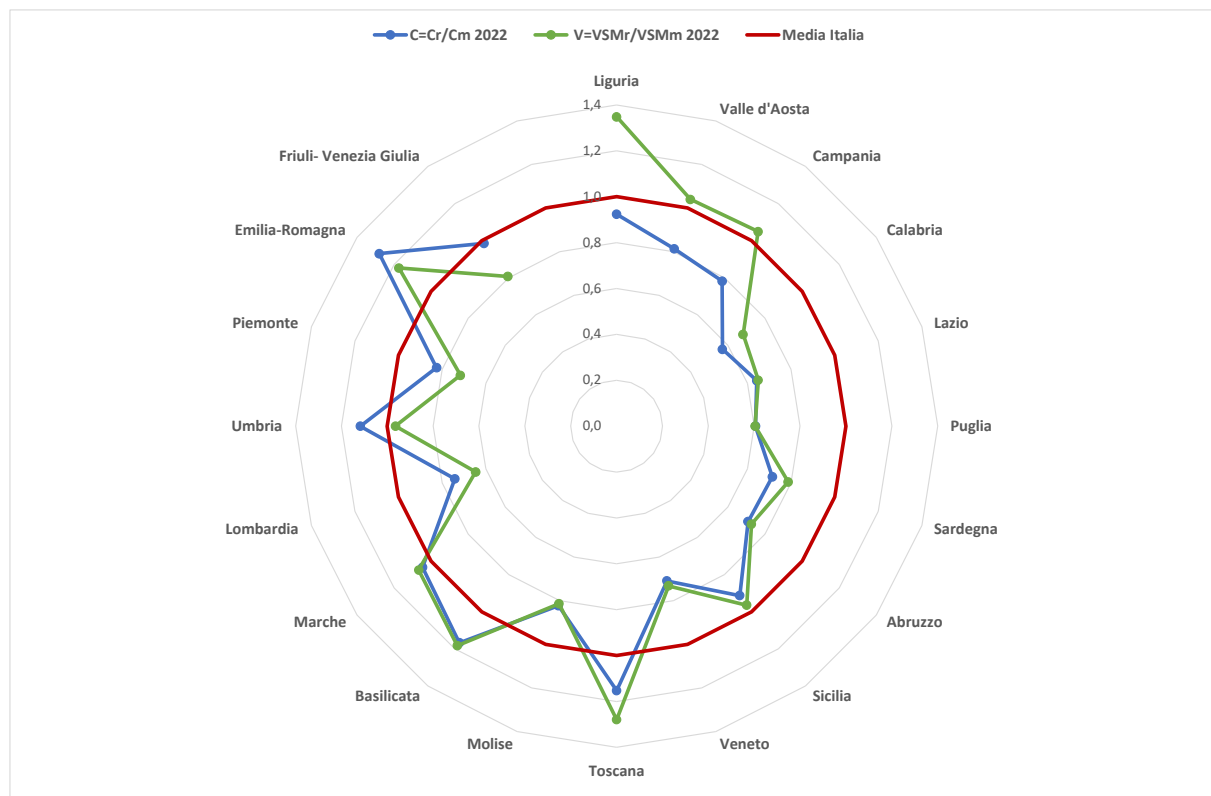


Figura 9: Rapporti canonici medi regionali su canone medio nazionale, VSM regionale su VSM nazionale ordinati per tasso di rendimento lordo crescente in senso orario (anno 2022)

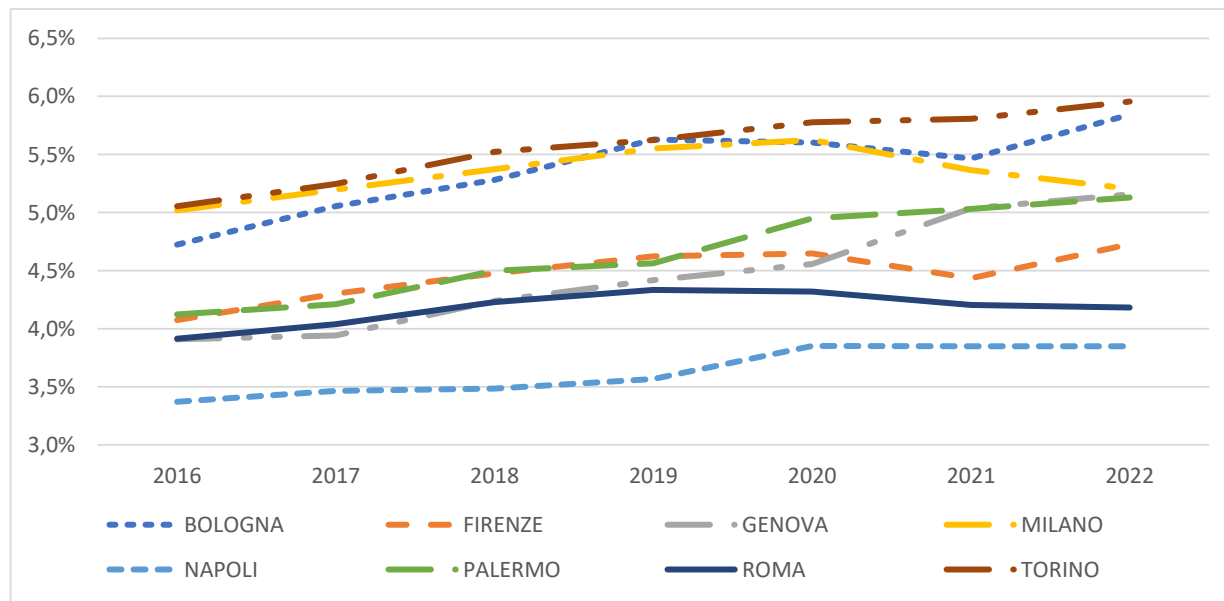


La stessa rappresentazione della Figura 8 è riproposta nella Figura 9 con riferimento, questa volta, all'anno 2022. Il posizionamento delle regioni per tasso di rendimento lordo si modifica, ma le gerarchie sostanziali rimangono inalterate tra il 2016 ed il 2022: nelle cinque posizioni con più elevato tasso di rendimento lordo si trovano sempre Friuli-Venezia Giulia, Lombardia, Piemonte, Emilia-Romagna, Umbria; nelle cinque posizioni con tasso più basso si ritrovano sempre Liguria, Valle d'Aosta, Campania, Calabria. La quinta era la regione Molise nel 2016, mentre nel 2022 entra il Lazio. Le considerazioni sui rapporti C e V sono analoghi a quelli precedentemente espressi per la Figura 8.

2.5. Il rendimento lordo nei comuni di maggiore dimensione

Le grandi città considerate in questo paragrafo sono Bologna, Firenze, Genova, Milano, Napoli, Palermo, Roma e Torino. La Figura 10 riporta i tassi di rendimento per il periodo 2016-2022. Il livello non è mai inferiore al 3,9-4%, tranne che per la città di Napoli che raggiunge il 3,9% solo nel 2020.

Figura 10: tasso rendimento lordo grandi città (2016-2022)



Fonte: OMI-Agenzia delle entrate

Da osservare che se a livello nazionale si sono registrati tassi di rendimenti lordi crescenti dal 2016 in poi, nell'ambito delle grandi città gli andamenti appaiono diversificati, nel senso che il tasso minimo si registra per tutte le città nel 2016, ma quello massimo si registra a fine periodo (2022) tranne che per Milano, Napoli e Roma, che registrano il massimo nel 2020 per poi ridursi lievemente. Milano, peraltro, segna una riduzione tra il 2020 ed il 2022 di circa 0,4 punti percentuali, ricollocandosi sul valore del 2017.

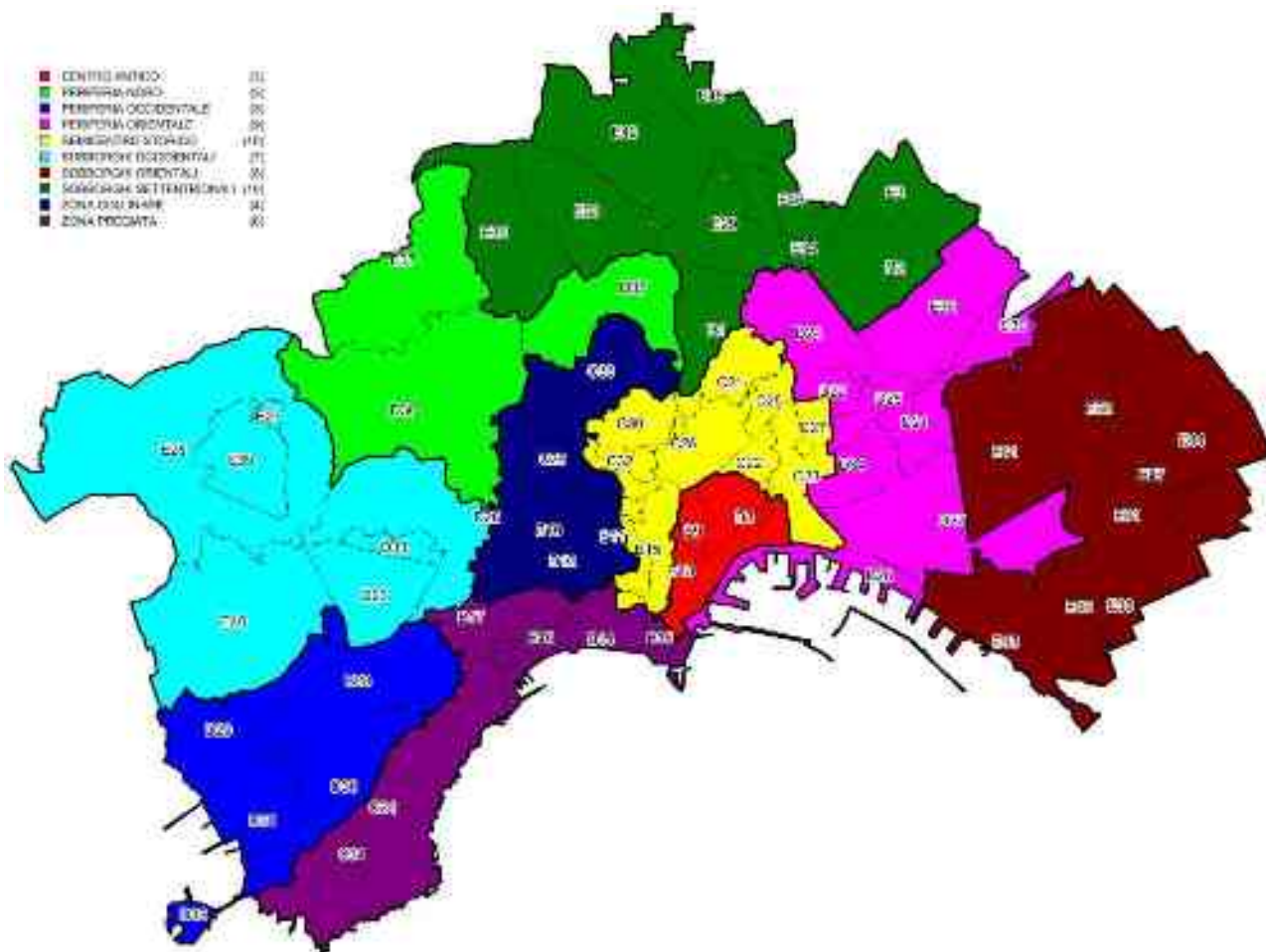
Di seguito si analizzano i tassi di rendimento lordo relativi interni alle città di Napoli, Roma e Milano, sulla base della disaggregazione del comune in macroaree urbane¹¹.

2.5.1. Il rendimento lordo nella città di Napoli

Nella Figura 11 è rappresentata la città di Napoli disaggregata per zone OMI e per Macroaree urbane che rappresentano un *cluster* di zone OMI contigue e con caratteristiche simili dal punto di vista edilizio, storico e sociale.

¹¹ La delimitazione delle Macroaree urbane, definite dalle competenti strutture provinciali e regionali dell'OMI, sono riprese dai report Statistiche regionali 2023 disponibili al link: [Schede - Osservatorio del Mercato Immobiliare - Statistiche regionali - Agenzia delle Entrate \(agenziaentrate.gov.it\)](https://www.agenziaentrate.gov.it/it/osservatorio-del-mercato-immobiliare/statistiche-regionali)

Figura 11: Macroaree urbane e zone OMI della città di Napoli



Fonte: OMI-Agenzia delle entrate – Statistiche regionali Campania 2023

Tabella 4: tasso rendimento lordo per macroarea (anno 2022), differenza punto percentuali 2016-2022 e tasso variazione medio annuo delle abitazioni affittate nel medesimo periodo

Macroaree Napoli	RL 2022	Diff. punti % 2022-2016	Tasso variazione medio annuo unità locate con nuovo contratto
ZONA COLLINARE	3,2%	0,2%	-7,7%
ZONA PREGIATA	3,4%	0,4%	-8,7%
CENTRO ANTICO	3,8%	0,5%	-2,1%
SOBBORGH OCCIDENTALI	3,9%	0,4%	-8,5%
PERIFERIA NORD	4,0%	0,7%	-6,9%
PERIFERIA OCCIDENTALE	4,0%	0,4%	-8,4%
SOBBORGH ORIENTALI	4,1%	0,4%	-3,5%
SEMICENTRO STORICO	4,2%	0,5%	-4,7%
SOBBORGH SETTENTRIONALI	4,5%	1,0%	-5,6%
PERIFERIA ORIENTALE	4,9%	0,7%	-7,3%
Media Napoli	3,8%	0,5%	-6,5%

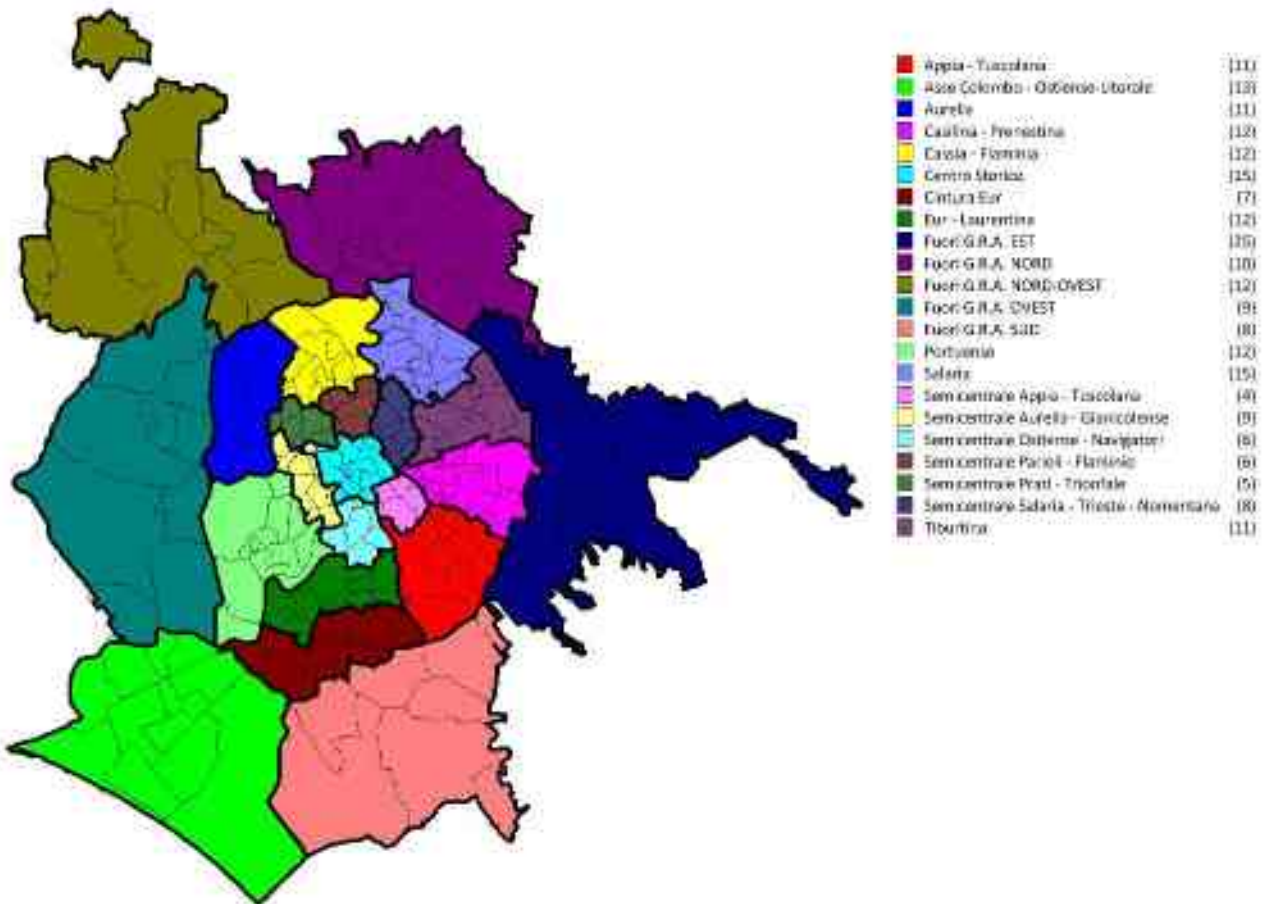
Fonte: OMI-Agenzia delle entrate

Il rendimento lordo di ciascuna macroarea è riportato nella Tabella 4, relativamente all'anno 2022, assieme alla differenza di punti percentuali dei tassi di rendimento lordo registrati tra il 2016 ed il 2022 e al tasso di variazione

medio annuo delle case locate con nuovo contratto. Da quest'ultima informazione si può osservare che a Napoli l'andamento del flusso di case affittate annualmente è in riduzione, con punte più accentuate nelle macroaree Zona Pregiata, Sobborghi Occidentali, Periferia Occidentale. D'altra parte, in tutte le macroaree di Napoli il tasso di rendimento lordo è aumentato nel periodo considerato. L'aumento più accentuato si è avuto nelle zone periferiche (Periferia Nord, Periferia orientale, Sobborghi settentrionali). Riordinando le macroaree in ordine crescente rispetto al corrispondente tasso di rendimento, si osserva, inoltre, che il livello più basso si riscontra nelle zone della città in cui il valore di mercato delle abitazioni è più elevato (zona Collinare, zona Pregiata e Centro Antico). Pertanto, le zone più pregiate registrano canoni di locazione medi annui in assoluto più elevati rispetto alle altre macroaree della città e valori di mercato della proprietà non solo in assoluto più elevati, ma anche proporzionalmente più alti dei canoni sempre rispetto alle altre macroaree.

2.5.2. Il rendimento lordo nella città di Roma

Figura 12: Macroaree urbane e zone OMI della città di Roma



Fonte: OMI-Agenzia delle entrate – Statistiche regionali Lazio 2023

La città di Roma è tra le più articolate metropoli italiane in termini di disomogeneità territoriali. La Figura 12 riporta le macroaree della città di Roma e le zone OMI che le compongono. Nella Tabella 5, relativamente all'anno 2022, è riportato il tasso di rendimento lordo in ordine crescente per Macroarea, assieme alla differenza di punti percentuali dei tassi di rendimento lordo registrati tra il 2016 ed il 2022 e al tasso di variazione medio annuo del flusso delle abitazioni con nuovo contratto di affitto.

Anzitutto, l'andamento del tasso di rendimento tra il 2016 ed il 2022 è crescente ovunque tranne nella macroarea Cassia-Flaminia dove nel periodo il tasso di rendimento diminuisce di 0,1 punti percentuali. La crescita relativamente più sostenuta si ha nelle zone centrali e semicentrali e soprattutto in alcune zone periferiche (Fuori GRA Ovest, Fuori GRA Est, Tiburtina e Cintura EUR). Per altro verso, il tasso medio annuo delle case affittate tra il 2016 e il 2022 è ovunque negativo, con tassi di variazione che superano frequentemente il -10% (tranne il centro storico, le macroaree semicentrali, ad eccezione di Appia-Tuscolana, e l'EUR-Laurentina), con punte del -16,7% della macroarea Asse Colombo-Ostiense-Litorale.

Tabella 5: tasso rendimento lordo per macroarea (anno 2022), differenza punto percentuali 2016-2022 e tasso variazione medio annuo delle abitazioni affittate nel medesimo periodo - Roma

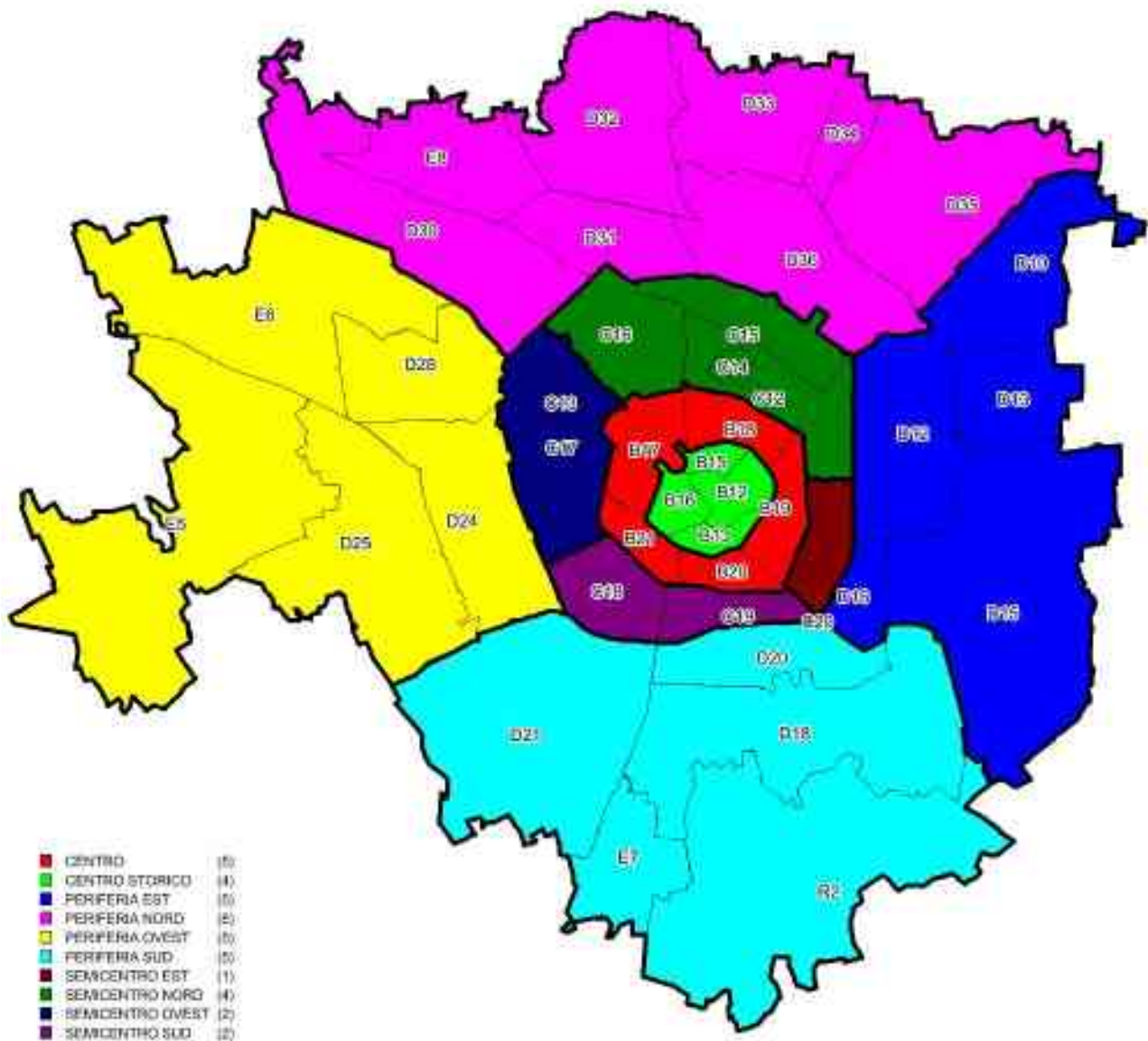
Macroaree Roma	RL 2022	Diff. punti % 2022-2016	Tasso variazione medio annuo unità locate con nuovo contratto
CENTRO STORICO	3,3%	0,7%	-6,4%
SEMICENTRALE PARIOLI-FLAMINIO	3,7%	0,7%	-9,6%
SEMICENTRALE SALARIA-TRIESTE-NOMENTANA	3,7%	0,2%	-8,2%
SEMICENTRALE APPIA TUSCOLANA	4,0%	0,7%	-11,4%
SEMICENTRALE PRATI-TRIONFALE	4,2%	0,2%	-9,3%
SALARIA	4,2%	0,0%	-10,5%
FUORI GRA-NORD-OVEST	4,4%	0,7%	-10,2%
SEMICENTRALE OSTIENSE-NAVIGATORI	4,4%	0,6%	-7,1%
FUORI G.R.A. OVEST	4,4%	1,2%	-12,7%
CASSIA-FLAMINIA	4,5%	-0,1%	-12,7%
SEMICENTRALE AURELIA-GIANICOLENSE	4,5%	0,2%	-11,0%
PORTUENSE	4,6%	0,2%	-10,6%
APPIA-TUSCOLANA	4,6%	0,7%	-11,6%
TIBURTINA	4,7%	0,8%	-10,0%
EUR-LAURENTINA	4,8%	1,0%	-7,8%
CASILINA-PRENESTINA	4,8%	0,6%	-12,9%
ASSE COLOMBO-OSTIENSE-LITORALE	4,9%	0,6%	-16,7%
AURELIA	4,9%	0,3%	-13,1%
FUORI G.R.A.- NORD	5,0%	0,1%	-11,7%
FUORI G.R.A.- EST	5,1%	1,1%	-13,1%
CINTURA EUR	5,1%	0,9%	-10,8%
FUORI G.R.A. SUD	5,5%	0,2%	-11,3%
Media Roma	4,2%	0,3%	-11,3%

Fonte: OMI-Agenziaentrate

Quanto ai livelli del tasso di rendimento lordo, come per Napoli, anche in questo caso i livelli più alti si posizionano nelle zone con un valore di mercato delle abitazioni più elevato rispetto al resto della città. Anche i canoni di locazione sono più elevati ma non tanto quanto i valori patrimoniali.

2.5.3. Il rendimento lordo nella città di Milano

Figura 13: Macroaree urbane e zone OMI della città di Milano



Fonte: OMI-Agenzia delle entrate – Statistiche regionali Lombardia 2023

La città di Milano si compone di 41 zone OMI raggruppate in 10 macroaree, come rappresentato nella Figura 13. Nella Tabella 6 sono riportati per macroarea: il tasso di rendimento lordo dell'anno 2022 in ordine crescente per macroarea, la differenza di punti percentuali dei tassi di rendimento lordo registrati tra il 2016 ed il 2022 e il tasso di variazione medio annuo del flusso delle abitazioni con nuovo contratto di affitto nel medesimo periodo. Milano rispetto a Napoli e Roma presenta elementi simili ma molte diversità. Come nelle due metropoli prima analizzate, i livelli del rendimento lordo sono più elevati nelle macroaree delle periferie rispetto alle zone centrali della città. Tuttavia, l'incremento del rendimento tra il 2016 ed il 2022 è in media più contenuto (+0,2 punti percentuali), rispetto a Napoli (+0,5 punti) e Roma (+0,3 punti) con due macroaree che registrano una variazione negativa (Periferia Est e Semicentro Sud). Infine, il flusso dei nuovi contratti d'affitto, diversamente da Roma e

Napoli, è crescente tra il 2016 ed il 2022, testimonianza di un mercato residenziale milanese dinamico sia sul mercato della proprietà che su quello delle locazioni.

Tabella 6: tasso rendimento lordo per macroarea (anno 2022), differenza punto percentuali 2016-2022 e tasso variazione medio annuo delle abitazioni affittate nel medesimo periodo - Milano

Macroaree Milano	RL 2022	Diff. punti % 2022-2016	Tasso variazione medio annuo unità locate con nuovo contratto
CENTRO STORICO	3,7%	0,4%	2,1%
CENTRO	4,5%	0,6%	2,2%
SEMICENTRO OVEST	4,7%	0,1%	1,6%
SEMICENTRO NORD	4,8%	0,2%	2,4%
PERIFERIA EST	5,2%	-0,3%	0,7%
SEMICENTRO EST	5,5%	0,7%	3,4%
PERIFERIA OVEST	5,6%	0,1%	1,0%
SEMICENTRO SUD	5,8%	-0,1%	1,8%
PERIFERIA NORD	6,4%	0,2%	0,6%
PERIFERIA SUD	6,5%	0,1%	0,9%
Media Milano	5,2%	0,2%	1,3%

Fonte: OMI-Agenzia delle entrate

3 Il calcolo del rendimento netto

In questo capitolo si intende stimare il tasso di rendimento netto derivante dalla locazione di un'abitazione, sempre sul mercato libero ordinario. Come si è accennato nel capitolo introduttivo, si parte dal "mondo" della rendita perpetua e si passa dal rendimento lordo a quello netto detraendo dai canoni di locazione tutti i costi connessi alla gestione e manutenzione della proprietà in affitto, compreso l'ammontare che grava sul patrimonio e sul reddito del locatore.

In formule avremo quindi

$$r_{n} = \frac{Y - S - T}{V} = r - \frac{(S + T)}{V}$$

r_n = tasso rendimento netto

r = tasso rendimento lordo

Y = reddito da locazione

S = spese di manutenzione e gestione dell'abitazione a carico del proprietario

T = ammontare della tassazione sulla proprietà e sul reddito dell'abitazione a carico del proprietario

V = valore dell'abitazione al momento della locazione (valore dell'investimento)

La stima del rendimento netto che si propone è soggetta a svariati limiti e vincoli. Anzitutto, come si è accennato nell'introduzione, le spese di manutenzione e gestione a carico del proprietario possono essere approssimate dalle voci di spesa delle statistiche ISTAT sui consumi delle famiglie. Tuttavia, i dati ISTAT hanno subito un salto di serie storica passando nel 2022 dal sistema di classificazione dei consumi "eicocop" al sistema "coicop 2018". Questo impedisce di osservare l'andamento del rendimento netto nel periodo considerato (2016-2022), ma solo di stimarlo per l'anno 2022.

Le voci di consumo della classificazione ISTAT che, a nostro avviso, possono rientrare nella determinazione dei costi di gestione e manutenzione a carico del proprietario per il calcolo del tasso di rendimento netto, sono i seguenti:

Codice classificazione	Denominazione voci di spesa ²
[04449]	Altri servizi per l'abitazione
[046_MAJOR_REN]	Interventi di ristrutturazione
[04441]	Spese condominiali di manutenzione
[1213]	Servizi assicurativi connessi all'abitazione

Per le spese condominiali, rimanendo generalmente a carico del proprietario solo quelle per la manutenzione straordinaria, si ipotizza che lo siano solo per 1/3.

Per quanto concerne la tassazione relativa al patrimonio, la stima dell'IMU dovuta è stata effettuata in larga approssimazione e per eccesso. Si è partiti dal dato conosciuto della rendita catastale specifica di ciascuna abitazione locata; si è potuto così calcolare la rendita media per abitazione che risulta pari a circa € 381 nel 2022. Conseguentemente, utilizzando i moltiplicatori fiscali per il calcolo della base imponibile, si ottiene un valore catastale pari a circa € 64.000. Non si è avuto modo di calcolare un'aliquota media nazionale per l'IMU. Per ragioni di semplicità, come accennato nell'introduzione, si è assunta un'unica aliquota IMU pari a quella massima ordinaria (1,06%), stimando quindi per eccesso l'ammontare dell'IMU dovuta in media per abitazione. Con l'aliquota prescelta si determina un ammontare di IMU medio per abitazioni pari nel 2022 a € 678.

Per la tassazione sui redditi da locazione, come accennato nell'introduzione, si ipotizza che tutti i proprietari optino per la cosiddetta cedolare secca, ovvero per un'imposta sostitutiva della tassazione ordinaria dell'IRPEF sul reddito da locazione ad un'aliquota proporzionale che, per i canoni ordinari a libero mercato, nel 2022 è stata pari al 21%¹³.

Dai dati Istat relativamente alle spese per gestione e manutenzione sopra selezionate possiamo ricostruire la seguente Tabella 7.

Tabella 7: Voci di spesa per manutenzione e gestione a carico del locatore (spesa media annua)

Codifica (COICOP 2018)	Denominazione	Ammontare annuo in €
[04449]	Altri servizi per l'abitazione	1
[046MAJOR_REN]	Interventi di ristrutturazione	720
[04441]	Spese condominiali di manutenzione *	221
[1213]	Servizi assicurativi connessi all'abitazione	72
	TOTALE	1.013

¹Le spese condominiali di manutenzione a carico del proprietario sono considerate pari a 1/3 rispetto all'ammontare tratto dai dati ISTAT
Fonte: ISTAT

Per un'abitazione il canone di locazione medio annuo in Italia nel 2022 (per i nuovi contratti a mercato libero) è stato pari a € 6.184, per un valore medio dell'abitazione di € 122.746. Le spese di gestione e manutenzione

¹² Nella classificazione ISTAT vi è anche la voce "Manutenzione, riparazione e sicurezza dell'abitazione" che si è reputata quale beni e servizi di consumo per manutenzione ordinaria a carico dell'inquilino e quindi non sono incluse nell'elenco qui considerato.

¹³ È evidente che l'opzione è conveniente, in generale, per tutti quei locatori che dichiarano i redditi derivanti dall'affitto e che sono gravati da un'aliquota marginale superiore al 21%. Poiché sul primo scaglione in IRPEF si applica un'aliquota marginale del 23%, si può ipotizzare che il regime opzionale è normalmente conveniente ed è tanto più conveniente quanto più alta è l'aliquota marginale dell'imposta ordinaria. Chi ha redditi superiori a 50.000 euro e aggiunge un reddito da locazione di 10.000 euro, su questo reddito da locazione graverà un'imposta di 2.100 euro anziché 4.300, a differenza di un reddito da lavoro che, ordinariamente e quindi senza considerare i regimi forfetari e agevolativi, sarebbe decurtato per intero di 4.300 euro. Si consideri inoltre che la cedolare sostitutiva, oltre all'IRPEF sostituisce anche le addizionali regionali e comunali all'IRPEF, nonché l'imposta di registro sull'ammontare annuo del canone di locazione. Il reddito da locazione non è però deducibile del 5% (come per l'IRPEF) per tenere conto forfetariamente delle spese, né i canoni di locazione possono essere rivalutati durante la durata del contratto in base all'indice dei prezzi al consumo prodotto dall'ISTAT (FOI).

incidono quindi per il 16,4% circa sul reddito. Il tasso di rendimento passa dal 5,04% (lordo) al 4,21% (netto di spese di gestione e manutenzione)¹⁴.

Considerando ora l'ammontare della tassazione (T), essa è composta dall'imposta sostitutiva dell'IRPEF con aliquota del 21%, alla quale corrisponde, applicata al canone medio pari a € 6.184, un importo pari a € 1.299, e dall'ammontare dell'IMU dovuta che, come si è scritto sopra, calcolata all'aliquota massima, sarebbe pari a € 678.

Il tasso di rendimento netto (al netto delle spese e delle imposte) risulta di conseguenza stimato pari al 2,60%.

Riguardo l'incidenza della tassazione sul rendimento si può mettere in evidenza un aspetto particolare che rileva nel calcolo del tasso di rendimento atteso *ex-ante*, quello che discrimina su dove e su quale immobile convenga investire. Infatti, a parità di altre condizioni rileva anche la distanza tra valore di mercato (valore dell'investimento) e valore catastale, in quanto il rendimento si calcola sul valore di mercato, ma l'imposta patrimoniale si calcola sul valore catastale. Ipotizzando per semplicità che la differenza tra rendimento lordo e netto dipenda solo dalla imposta patrimoniale (IMU), si può scrivere formalmente:

$$r_n = (Y - \text{IMU}) / \text{VSM}, \text{ ossia}$$

$$r_n = (Y - tVC) / \text{VSM} \rightarrow r_n = r - t * VC / \text{VSM}$$

dove:

r_n = rendimento netto

r = rendimento lordo

Y = reddito da locazione

t = aliquota proporzionale IMU

$\text{IMU} = t * VC$

VC = Valore catastale abitazione = rendita catastale rivalutata del 5% per 160

VSM = valore (stimato) di mercato dell'abitazione.

Denominando $K = \text{VSM} / VC$, allora

$$r_n = r - t / K \quad [1]$$

Quindi il rendimento netto dipende ovviamente dalle condizioni di mercato (rendimento lordo), dalla politica tributaria locale (aliquota t), ma anche da un parametro "anomalo" K , esogeno all'autorità tributaria locale, che riflette la distanza tra valore di mercato e valore catastale. Dalla [1] appare chiaro che, dato r , tanto più elevata è l'aliquota t tanto minore è il rendimento netto (r_n), mentre tanto più elevato è K (ossia tanto più elevato è il valore di mercato rispetto a quello catastale) tanto maggiore è il rendimento netto. Ciò significa che le differenze tra rendimenti netti tra i diversi territori oltre che dalle condizioni di mercato e dalla politica tributaria locale, dipendono dal parametro K relativo a ciascun specifico territorio.

Da un punto di vista teorico, sul piano dell'allocazione razionale dell'investimento, gli investitori valuteranno la convenienza, a parità di altre condizioni, confrontando i rendimenti netti effettivi. Ciò implica che sono penalizzati (meno convenienti) i territori con un K più basso rispetto agli altri a parità di politica tributaria locale (stessa aliquota t). Oppure, per altro verso, qualora la politica tributaria locale fosse orientata ad incentivare l'investimento sul proprio territorio (o a non essere penalizzato), allora a fronte di un K basso, dovrà compensare con un'aliquota t inferiore a quella applicata nel territorio con un K più elevato.

¹⁴ È possibile, tuttavia, che in particolare sulla spesa per interventi di ristrutturazione degli ultimi anni abbiano influito le agevolazioni fiscali (bonus facciate e cosiddetto superbonus), per cui se si tenessero in conto anche i benefici di queste *tax expenditure*, probabilmente la spesa effettiva si ridurrebbe significativamente. Ma non si è in grado di stimare anche approssimativamente questo impatto.

Al fine di verificare questi aspetti è stato effettuato un esercizio calcolando un tasso di rendimento netto per regione con ipotesi del tutto semplificatrici: l'incidenza nazionale di circa il 16% sui redditi da locazione è stata utilizzata per tutte le regioni; per l'IMU è stata utilizzata sempre l'aliquota massima ordinaria ma sulle rendite catastali effettive e sui VSM effettivi

Nella Tabella 8 è riportato il risultato dell'esercizio,

Tabella 8: Incidenze di IMU, cedolare secca e spese su rendimento lordo (anno 2022)

Regioni	RL	incidenza IMU	incidenza Cedolare Secca	incidenza Spese	RN
Lombardia	5,49%	0,47%	1,15%	0,90%	2,97%
Campania	3,94%	0,49%	0,83%	0,65%	1,98%
Liguria	3,45%	0,51%	0,72%	0,57%	1,65%
Sardegna	4,77%	0,52%	1,00%	0,78%	2,46%
Valle d'Aosta	3,76%	0,54%	0,79%	0,62%	1,81%
Marche	5,10%	0,55%	1,07%	0,84%	2,64%
Calabria	4,22%	0,55%	0,89%	0,69%	2,09%
Toscana	4,97%	0,55%	1,04%	0,82%	2,56%
Veneto	4,94%	0,56%	1,04%	0,81%	2,53%
Sicilia	4,91%	0,57%	1,03%	0,81%	2,50%
Emilia-Romagna	5,84%	0,61%	1,23%	0,96%	3,04%
Lazio	4,54%	0,61%	0,95%	0,74%	2,23%
Puglia	4,57%	0,65%	0,96%	0,75%	2,21%
Abruzzo	4,88%	0,66%	1,03%	0,80%	2,39%
Basilicata	5,05%	0,67%	1,06%	0,83%	2,49%
Friuli- Venezia Giulia	6,15%	0,70%	1,29%	1,01%	3,15%
Piemonte	5,81%	0,73%	1,22%	0,95%	2,90%
Umbria	5,78%	0,73%	1,21%	0,95%	2,88%
Molise	4,99%	0,79%	1,05%	0,82%	2,33%
Media nazionale	5,04%	0,55%	1,06%	0,83%	2,60%

Le regioni sono ordinate per incidenza dell'IMU crescente. Evidentemente sia la cedolare secca che le spese, considerate nell'esercizio con una incidenza invariante per regione (si è assunta l'incidenza nazionale) crescono con l'aumentare del tasso di rendimento lordo. Non così per l'incidenza dell'IMU, per cui si registra per esempio in Lazio un'incidenza dello 0,61% a fronte di un tasso di rendimento lordo del 4,54% e una più bassa incidenza in Lombardia pari allo 0,47% a fronte di un tasso del 5,49%. Questo dipende dal parametro K sopra definito. Infatti, in Lombardia il valore di mercato è molto più distante dal valore catastale, basato sulla rendita attribuita in catasto.

Occorre dire che questi impatti teorici sono alquanto attenuati nella realtà, perché l'investimento in abitazioni empiricamente avviene in gran parte nella stessa regione e financo nello stesso comune di residenza del proprietario e quindi la scelta allocativa territoriale, di fatto, è alquanto contenuta e quindi i potenziali effetti distorsivi potrebbero non essere rilevanti. Questo per le famiglie. Discorso diverso è per i soggetti non persone fisiche, in particolare per i Fondi immobiliari, SIIQ, ecc.

4 Brevissime conclusioni

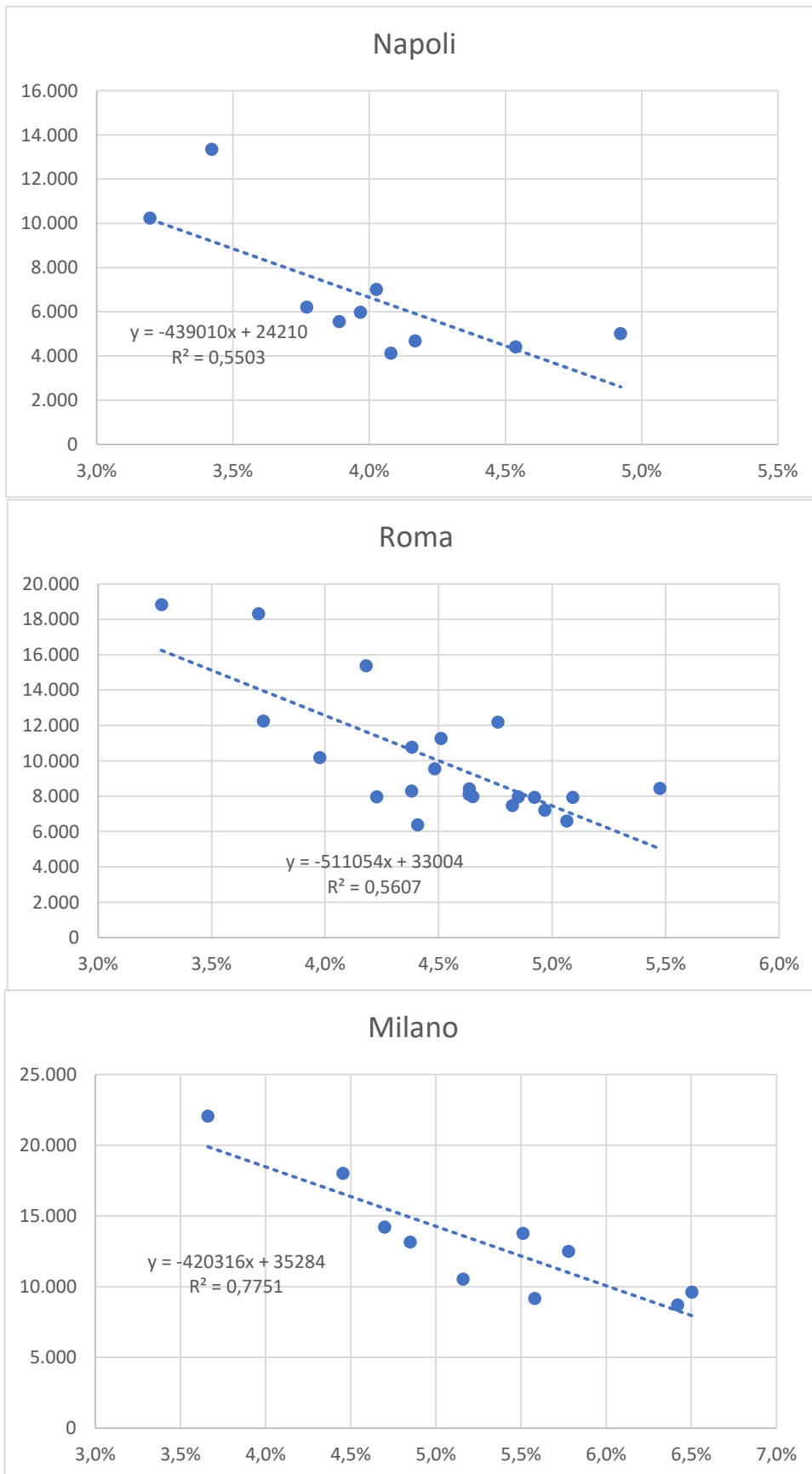
Si è consapevoli che in questo lavoro si è offerta soltanto una ricognizione sui tassi di rendimento lordo e netto relativi all'investimento in un'abitazione con locatore persona fisica e limitatamente ai contratti sul mercato libero ordinario (4+4). Un'analisi più approfondita richiederebbe un confronto accurato con i rendimenti in altre attività di investimento, un'analisi territoriale delle spese di gestione e manutenzione in modo da poter calcolare un tasso di rendimento netto territorialmente più disaggregato, la considerazione dei rischi territoriali dell'investimento (per esempio di morosità), la valutazione delle variazioni dei valori patrimoniali e una comparazione con altri istituti contrattuali della locazione. Un lavoro di gran lunga più complesso.

Tuttavia, alcuni orientamenti possono essere derivati dall'analisi descrittiva proposta. Tra questi il fatto che le zone meno pregiate, dal punto di vista del valore patrimoniale, sono quelle che mostrano i tassi di rendimenti più elevati. Se un andamento decrescente del tasso di rendimento per classe dimensionale dell'immobile è comprensibile, non è così immediato comprendere perché la localizzazione porta a premiare all'interno di una città, in termini di tassi di rendimento, le zone meno pregiate.

In effetti, nella seguente Figura 14 relativa a Napoli, Roma e Milano si osserva agevolmente questo rapporto inverso tra tasso di rendimento lordo e ammontare assoluto del canone medio annuo per macroarea interna alle città. Una ipotesi, tutta da verificare, è che questo andamento corrisponda al maggior rischio di morosità o di sfritto che contraddistingue le macroaree urbane che registrano un tasso di rendimento più elevato. Un altro e diverso fattore, ma che richiederebbe un calcolo del tasso di rendimento che includesse la variazione del valore patrimoniale, è che quest'ultima può ritenersi meno rischiosa (in termini di probabilità di minusvalenze) nelle zone più pregiate rispetto alle altre.

Infine, un'ulteriore ipotesi, tutta da approfondire anche dal punto di vista teorico, è che le famiglie che possono accedere all'acquisto di abitazioni a maggior valore (che ovviamente sono in numero inferiore alle altre), nella scelta della localizzazione dell'investimento cercano non tanto o non solo la massimizzazione del rendimento lordo, quanto la massimizzazione dell'ammontare assoluto del canone annuo. Se uno dei motivi all'investimento (investimento precauzionale) è, per esempio, quello di ottenere un flusso di reddito aggiuntivo significativo che integri il reddito da pensione o della pensione futura, anche un basso rendimento che garantisca però un robusto flusso monetario in entrata può essere preferibile.

Figura 14: Relazione tra canone medio annuo (asse verticale) e tasso rendimento lordo (asse orizzontale) per macroarea urbana



Bibliografia

AGENZIA DELLE ENTRATE (2021), *Rapporto Immobiliare residenziale 2021*, in [Rapporto Immobiliare 2021 - settore residenziale \(agenziaentrate.gov.it\)](#)

AGENZIA ENTRATE (2023), *Statistiche Regionali*, in [Schede - Osservatorio del Mercato Immobiliare - Statistiche regionali - Agenzia delle Entrate \(agenziaentrate.gov.it\)](#)

AGENZIA ENTRATE (2023), *Nota metodologica locazioni*, in [Schede - Osservatorio del Mercato Immobiliare - Note metodologiche - Agenzia delle Entrate \(agenziaentrate.gov.it\)](#)

AGENZIA ENTRATE – DIPARTIMENTO DELLE FINANZE (2023), *Immobili in Italia 2023*, in [Gli immobili in Italia - Agenzia delle Entrate \(agenziaentrate.gov.it\)](#)

FESTA M., SERAFINI S., BARBACCIA I. (2016), *Saggi di redditività del mercato immobiliare residenziale*, in Quaderni dell'Osservatorio, V, 2016.

GUERRIERI G. (2022), *Il mercato della casa*, Carocci editore, Roma, 2022

GUERRIERI G., STORNILO A. (2013), *Roma residenziale: stock, utilizzo e dinamica immobiliare*, in Quaderni dell'Osservatorio, II, luglio 2013.

ISTAT (2022), *Classificazione dei Comuni in base alla densità turistica come indicato dalla Legge 17 luglio 2020, n. 77, art. 182* in [Classificazione dei Comuni in base alla densità turistica \(istat.it\)](#)

ISTAT (2023), [Spesa per consumi - Coicop 2018 - dati dal 2022 | IstatData](#)

Commenti e Riflessioni

Intervista a Aldo Scalise (Sogei spa) Le potenzialità dell'intelligenza artificiale per i servizi legati al mercato immobiliare

INTERVISTA DI EMANUELE FRANULLI *E GERARDO NOLÈ **
AL DOTT. ALDO SCALISE ***

Aldo Scalise è responsabile Area Servizi Catastali e Cartografici di Sogei - S.p.A. ¹

L'intelligenza artificiale (IA) è destinata ad influire sulla maggior parte delle attività economiche, fornendo opportunità per maggiore produttività, sviluppo tecnologico e attività analitiche avanzate in tutti i settori. Con lui vorremmo fare il punto sullo stato dell'arte e sulle potenzialità dei nuovi strumenti di intelligenza artificiale che possono rappresentare un fattore di innovazione anche per i processi operativi relativi ai Servizi Estimativi e all'Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI). Tali processi sono infatti basati sulla raccolta di informazioni tecnico-economiche relative al mercato immobiliare di riferimento, per lo più presenti in banche dati dell'Agenzia e più propriamente in quelle della Pubblicità Immobiliare, del Catasto e del Registro. In particolare, gli atti di compravendita e i contratti di locazione sono le principali fonti di informazioni che sono successivamente elaborate, in ambito Servizi Estimativi per la valutazione di mercato di beni immobili e in ambito OMI per determinare le quotazioni definite per ciascun Comune oltre che per produrre analisi statistiche.

D1. Può descrivere in modo semplice e sintetico in cosa consiste l'intelligenza artificiale e le sue attuali e prevedibili applicazioni nel settore della Pubblica Amministrazione?

R1. Semplificando al massimo, l'Intelligenza Artificiale (IA) consiste nel programmare sistemi informatici in grado di eseguire operazioni complesse solitamente esclusive del ragionamento umano. Tali sistemi fanno uso di computer, algoritmi e dati per risolvere problemi o prendere decisioni simulando il comportamento umano.

Tra le diverse opportunità, la IA può essere utilizzata dalla Pubblica Amministrazione per:

- rendere più efficienti i servizi erogati digitalmente, semplificando ad esempio le comunicazioni tra cittadini e Amministrazione attraverso l'utilizzo di *chatbot*, assistenti vocali, ecc.;
- supportare nel processo decisionale, analizzando grandi quantità di dati ed eseguendo analisi predittive;
- ottimizzare il lavoro delle risorse umane, automatizzando alcune operazioni ripetitive e permettendo di dedicare più tempo alle attività strategiche.

D2. Quali sono le principali opportunità e criticità connesse all'applicazione di strumenti di intelligenza artificiale ai dati gestiti dalla Pubblica Amministrazione?

R2. L'opportunità principale offerta dalla IA è il miglioramento dei servizi erogati agli utenti della Pubblica Amministrazione: cittadini, operatori e professionisti. Bisogna però porre attenzione alle criticità che si presentano, come ad esempio i rischi di violazione della privacy, o quelli legati all'uso di algoritmi non rispondenti a principi etici o che risultino opachi, rendendo quindi impossibile spiegarne appieno funzionamento e risultati ottenuti.

* Capo Ufficio Coordinamento Stime Fiscali e Consulenze Specialistiche dell'Agenzia delle Entrate

** Capo Ufficio Valutazioni Immobiliari dell'Agenzia delle Entrate

*** Responsabile Area Servizi Catastali e Cartografici, Sogei S.p.a.

¹ Società di Information Technology 100% del Ministero dell'Economia e delle Finanze e opera sulla base del modello organizzativo dell'*in-house providing*. La missione di Sogei, in qualità di Partner strategico dell'Amministrazione economico-finanziaria, è quella di contribuire alla modernizzazione del paese, partecipando attivamente al processo di trasformazione digitale della Pubblica Amministrazione. Sogei realizza servizi informatici in grado di governare la complessità del sistema pubblico, come il Sistema informativo della fiscalità e l'automazione dei processi operativi e gestionali dei Dipartimenti del Ministero, Cortei dei conti, Agenzie fiscali, Guardia di Finanza e altre Pubbliche Amministrazioni.

Un sistema di IA non ben progettato e verificato può produrre effetti negativi, generando mancanza di fiducia da parte del cittadino. È necessario quindi seguire, fin dalla fase di progettazione, regole e protocolli dedicati, per assicurare che tutti gli aspetti di particolare rilevanza, etici e di privacy, anche se non disciplinati da normativa, siano presi in considerazione. In Sogei, per l'intero processo di sviluppo del software, ci basiamo sul nostro "Manifesto di Etica Digitale" che assicura, per tutti gli attori interessati, il rispetto delle regole e l'affidabilità degli artefatti di IA.

D3. Nell'ambito dei Servizi Estimativi questi strumenti innovativi, oltre a rendere i processi operativi più efficaci ed efficienti, potrebbero fornire ai tecnici valutatori elementi informativi più estesi e più precisi su cui fondare la valutazione immobiliare? Ci può indicare opportunità e punti di attenzione da tener presenti nello sviluppo di queste soluzioni e nella loro applicazione pratica?

R3. Gli ultimi anni hanno visto un aumento dell'uso di algoritmi di Intelligenza Artificiale, o più in generale, di *machine learning* in ambito immobiliare per analizzare e prevedere l'andamento del mercato. Ad esempio, gli algoritmi di *machine learning* possono essere addestrati su dati storici, come il prezzo degli immobili in una determinata zona o il tasso di occupazione delle proprietà in affitto, per poi fare previsioni su come si svilupperà il mercato in futuro. Inoltre, l'IA può fornire una valutazione accurata e obiettiva dell'immobile, basata su parametri come la posizione, la metratura, il numero di stanze, il tipo di costruzione e altre variabili rilevanti. In sintesi, l'IA viene utilizzata per analizzare e prevedere il mercato immobiliare attraverso l'utilizzo di algoritmi di *machine learning*, l'analisi dei trend del mercato e la creazione di modelli di valutazione delle proprietà immobiliari. Gli aspetti che potremmo approfondire e su cui sviluppare soluzioni sono prevalentemente due: l'acquisizione automatica di informazioni e dati tramite intelligenza artificiale da contratti di vendita e di locazione; i processi di *machine learning* e *big data analysis* per valutazioni multi-criteriali sui contesti geografici per la stima del valore degli immobili. I due approcci permetterebbero di creare un sistema di supporto alle decisioni (DSS) che permetterebbe ai tecnici valutatori di possedere uno strumento in grado di fornire dati e indicazioni oggettivi nelle diverse procedure di valutazione.

D4. Considerate le caratteristiche dell'Osservatorio del Mercato Immobiliare, è possibile prospettare l'utilizzo dell'Intelligenza Artificiale per l'elaborazione delle informazioni tecnico-economiche che lo alimentano, in modo da elevare i livelli di qualità?

R4. L'utilizzo dell'Intelligenza Artificiale (IA) nell'elaborazione delle informazioni tecniche ed economiche per l'Osservatorio del Mercato Immobiliare può essere estremamente vantaggioso per migliorare la qualità delle analisi e delle previsioni. Alcuni possibili utilizzi dell'IA includono:

1. **Analisi dei dati:** l'IA può analizzare grandi quantità di dati immobiliari, come prezzi, posizioni, dimensioni e tendenze di mercato, per identificare modelli e tendenze nascoste.
2. **Previsioni del mercato:** basandosi su dati storici e attuali, l'IA può sviluppare modelli di previsione avanzati per anticipare le fluttuazioni del mercato immobiliare e identificare opportunità di investimento.
3. **Valutazioni automatiche:** l'IA può essere utilizzata per stimare automaticamente il valore di immobili basandosi su parametri specifici, riducendo il margine di errore nelle valutazioni.
4. **Assistenza decisionale:** fornendo analisi dettagliate e raccomandazioni basate sui dati, l'IA può aiutare professionisti immobiliari e investitori a prendere decisioni informate.
5. **Monitoraggio delle tendenze:** l'IA può tenere traccia in tempo reale delle notizie e degli eventi che influenzano il mercato immobiliare, fornendo aggiornamenti tempestivi.
6. **Ricerca automatizzata:** l'IA può automatizzare la ricerca di immobili corrispondenti a criteri specifici, risparmiando tempo e sforzi nella ricerca di opportunità.

L'implementazione dell'IA richiederebbe una vasta quantità di dati di alta qualità e l'addestramento di modelli personalizzati per soddisfare le esigenze specifiche dell'Osservatorio del Mercato Immobiliare. Tuttavia, una volta implementata correttamente, l'IA può contribuire notevolmente a migliorare l'accuratezza e la tempestività delle analisi e delle informazioni fornite dall'Osservatorio.

D5. Più nello specifico è possibile dare qualche esempio di utilizzo dell'Intelligenza Artificiale per l'elaborazione delle informazioni tecnico-economiche a servizio dei processi dell'Osservatorio del Mercato Immobiliare e dei Servizi Estimativi?

R5. Gli algoritmi di Intelligenza Artificiale rappresentano sicuramente uno strumento per l'innovazione dei processi operativi relativi ai Servizi Estimativi e all'Osservatorio del Mercato Immobiliare. Infatti, in entrambe le aree si fanno stime o si definiscono nuove quotazioni a partire dall'analisi di una grande quantità di altri dati preesistenti e questo è proprio il campo di elezione nell'uso di questi algoritmi. In particolare, nell'ambito dell'Osservatorio è già in corso un progetto per la definizione di zone a maggior appetibilità commerciale delle città. Per questo progetto, a differenza della zonizzazione residenziale in cui è l'operatore che definisce le zone, è stato utilizzato un algoritmo di *machine learning* che raggruppa automaticamente le unità immobiliari di tipo commerciale proponendo all'operatore zone predefinite. In questo modo il compito del tecnico è limitato alle attività (necessariamente umane) di supervisione e di correzione. Nell'ambito dei Servizi Estimativi gli algoritmi di IA possono fornire un valido supporto agli operatori che esprimono giudizi di stima sul valore di mercato di un immobile. Infatti, per questa attività servono informazioni tecnico-economiche sull'oggetto. Queste informazioni, desumibili soprattutto da banche dati interne, possono essere reperite, filtrate e classificate da algoritmi di IA. Il tecnico, quindi, potrà evitare il lungo e noioso lavoro di ricerca e classificazione manuale di tali informazioni, che gli verranno proposte automaticamente e su cui potrà basare la sua attività di stima.

INTERVISTA A FRANCESCA FANTUZZI (JLL): LE STATISTICHE SUL MERCATO IMMOBILIARE

INTERVISTA DI MAURIZIO FESTA *
ALLA DOTT. SSA FRANCESCA FANTUZZI **

Francesca Fantuzzi è Head of Research, Italy – JLL¹

Con lei vorremmo approfondire il tema della trasparenza e le possibili evoluzioni del mercato immobiliare italiano. La trasparenza rimane un tema di grande attualità in molti settori, non solo economici, e da anni figura tra le parole più ricorrenti del dibattito pubblico. Per la Conferenza delle Nazioni Unite sul commercio e lo sviluppo² la trasparenza è quello “stato delle relazioni d'affari in cui i partecipanti alle decisioni di investimento sono in grado di ottenere sufficienti informazioni gli uni dagli altri in modo da poter prendere decisioni consapevoli e rispettare obblighi e impegni”. Si tende verso una richiesta crescente di trasparenza perché è noto come essa renda i mercati più completi ed efficienti, stimoli la concorrenza, riduca l'incertezza e crei fiducia tra gli operatori.

D1. *Diversi studi, proprio in campo immobiliare, dimostrerebbero che a una maggiore trasparenza corrispondono maggiori investimenti e maggiore stabilità in caso di shock. Esiste quindi un'esigenza di misurazione della trasparenza, la cui natura multiforme rende però complesso stabilirne una sua dimensione quantitativa.*

Un riferimento certo (e in realtà l'unico a livello globale) nel mondo immobiliare è costituito dall'indice GRETI (Global Real Estate Transparency Index) elaborato da JLL per la prima volta nel 1999 e aggiornato a partire dal 2004 con frequenza biennale³. Quali sono i più recenti risultati che emergono dalla rilevazione del GRETI e dove si colloca l'Italia nel contesto internazionale?

R1. Il Greti 2022 mostra come ci sia un *gap* in termini di trasparenza tra i vari paesi, considerando che quelli in cui abbiamo un indice più elevato stanno puntando soprattutto sui *driver* della sostenibilità, della tecnologia e della diversificazione. In questo contesto l'Italia, pur essendo tra i primi 20 paesi nella classifica, e con un indice medio di trasparenza, non si posiziona tra quelli che sono connotati da un livello di trasparenza alto.

Andando nel dettaglio, tra i principali risultati del Greti emerge come la **sostenibilità** sia il principale motore della trasparenza nei mercati, in quanto il settore vede aumentare gli standard obbligatori di efficienza energetica e di emissioni per gli edifici e la rendicontazione. Ma se da un lato la trasparenza sta migliorando, dall'altro ci sono anche delle sfide: molti indicatori sono nuovi e vengono applicati in modo differente nei vari mercati. In secondo luogo, la **tecnologia** sta aumentando la trasparenza: una maggiore quantità di dati in tempo reale ci permette di avere una comprensione più approfondita degli edifici e dei mercati rispetto al passato. Con l'aumento degli investitori che cercano di diversificare, è cresciuta inoltre la popolarità dei settori "alternativi".

* Capo Settore Osservatorio Mercato Immobiliare dell'Agenzia delle Entrate

** Head of Research, Italy - JLL Italia.

¹ JLL è una società di consulenza immobiliare, tra le più importanti al mondo, con sede principale a Chicago e presente in tutti i grandi mercati, con attività in 80 Paesi e oltre 103.000 persone. Fornisce una suite completa di servizi legati al Real estate, che spaziano dalle analisi di scenario, alla definizione di strategie di investimento e locazione, dalla progettazione e valorizzazione degli spazi, alla loro gestione.

JLL opera in tutti i principali comparti immobiliari – uffici, logistica, retail, hotel, living e settori emergenti – e ha, inoltre, una divisione dedicata al mondo Energy & Infrastructure.

² UNCTAD (2012). *Transparency. UNCTAD Series on Issues in International Investment Agreements II*. Geneva, Switzerland: United Nations.

³ A fine anni novanta in un'epoca di crescente internazionalizzazione economica e con l'esigenza sempre più avvertita da parte degli investitori istituzionali di diversificare i rischi ed entrare anche in mercati esteri, JLL ha constatato l'esistenza di numerosi indici internazionali e locali di trasparenza ma al tempo stesso la mancanza di uno espressamente incentrato sul mondo immobiliare. Ha così costruito una metodologia *ad hoc* che è stata perfezionata negli anni, sebbene l'impianto base sia rimasto fondamentalmente il medesimo. L'idea sottostante l'indice è che un mercato possa definirsi trasparente quando “è completamente aperto e chiaramente organizzato, opera in un quadro regolamentare caratterizzato dall'applicazione costante e coerente delle norme in vigore, rispetta i diritti di proprietà, non ha problemi di inefficienza o corruzione e si avvale di una ampia disponibilità di informazioni”. Questo approccio si è tradotto nell'individuazione di una serie di fattori o componenti elementari che misurano la trasparenza con riferimento, appunto, a diverse dimensioni e che poi entrano con opportuni pesi nella formula finale dell'indice composito.

Sebbene la trasparenza all'interno di queste aree di nicchia sia in aumento, più di un terzo dei mercati non dispone di dati affidabili su settori non tradizionali quali spazi per laboratori, alloggi per studenti e centri dati.

D2. *Un ruolo importante nel promuovere la trasparenza spetta al settore pubblico, non solo perché il mercato a volte non è in grado di produrla nella giusta quantità ma anche perché l'informazione, in alcuni casi, è credibile solo quando proviene da soggetti terzi e imparziali. L'Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI) dell'Agenzia delle Entrate da oltre 20 anni produce informazione economica, mettendo a disposizione degli utenti servizi evoluti di consultazione delle proprie banche dati e realizzando pubblicazioni di statistiche, studi e analisi sul mercato immobiliare. Quali sono, a suo parere, i campi di indagine che l'OMI dovrebbe sviluppare ulteriormente, per migliorare il proprio contributo alla trasparenza del mercato immobiliare italiano?*

R2. Sicuramente l'accesso ai *dataset* dati relativi alle transazioni normalizzate per settore è molto importante e sarebbe auspicabile una gestione analoga anche per quanto riguarda i contratti di locazione sia ad uso abitativo che per gli usi diversi. Per quanto riguarda lo stock immobiliare, oltre alle già molto utili banche dati relative allo stock catastale aggregato per comune e categoria catastale, sarebbe molto utile una mappatura complessiva degli asset in GIS, consentendo la localizzazione degli immobili per categoria catastale. Infine, sempre in questo contesto, anche avere contezza delle superfici, potrebbe offrire la possibilità di mappare in modo esaustivo lo stock in termini di metri quadrati per le diverse destinazioni d'uso.

D3. *Quando si parla di trasparenza, non bisogna sottovalutare i rischi di information overload quando, cioè, la mole delle informazioni è troppo elevata e non è sempre possibile distinguere tra dati superflui e dati rilevanti, creando così una sorta di blocco cognitivo che ostacola il processo decisionale. A questi possono aggiungersi rischi di discordanza, quando cioè le varie fonti dei dati non si avvalgono di parametri di riferimento certi, condivisi ed univocamente determinati e non vi è, in sostanza, alcuna garanzia di omogeneità, ad esempio per quel che riguarda la nomenclatura, gli ambiti territoriali e temporali di riferimento, ed i criteri di calcolo delle variabili. Nella sua esperienza nel campo della data analysis, quanto incidono questi fattori sulla trasparenza del mercato immobiliare italiano?*

R3. Sicuramente per evitare questo rischio, l'ideale sarebbe avere un *provider* istituzionale di questi dati, che possa definire, anche in *partnership* con gli operatori privati del settore, i parametri di riferimento. In assenza di fonti ufficiali di mercato quello che effettivamente talvolta accade è una produzione, da parte dei singoli operatori, di molteplici indicatori, non sempre confrontabili tra loro e talvolta discordanti.

D4. *Siamo in un momento storico nel quale l'enorme mole di dati disponibili ha rivoluzionato i processi decisionali, alla base dei quali non vi è più solo esperienza, competenza e intuizione ma soprattutto conoscenza estratta dai Big data, raccolti in quota crescente da fonti nuove e non convenzionali. I dati sono una componente chiave anche per il settore immobiliare, nel quale soprattutto gli investitori richiedono analisi dettagliate, tempestive e predittive. Diversi esempi di applicazioni nel settore immobiliare, sviluppati su modelli di Data mining e Machine learning, si stanno diffondendo, soprattutto negli USA, nel campo dell'intermediazione e della valutazione, in particolare nel campo dello sviluppo immobiliare. Big data e machine learning sono il futuro anche nel real estate?*

R4. Secondo il recente studio di JLL, Global Real Estate Technology Survey 2023, *machine learning* e intelligenza artificiale (AI) sono tra le principali tecnologie che occupier e investitori ritengono di maggiore influenza per il settore immobiliare nei prossimi tre anni.

Tuttavia, rispetto ad altre tecnologie, come VR e *blockchain*, *machine learning* ed AI risultano essere quelle meno comprese e conosciute, con il rischio che le aziende non ne riescano a sfruttare a pieno il potenziale. In un momento in cui l'85% delle aziende dichiara di voler aumentare il proprio budget tecnologico nei prossimi tre anni, diventa fondamentale colmare questo *gap* di conoscenze, ricercando profili altamente specializzati e investendo nell'*upskilling* e *reskilling* delle risorse interne.

Tra le tecnologie che gli *occupier* desiderano adottare maggiormente vi sono strumenti di *lease management*, *dashboard* di *insight* consolidati e soluzioni di gestione dell'energia e delle emissioni.

Lato investitori, invece, le principali soluzioni che si adotteranno nei prossimi tre anni includono *building IoT*, gestione energetica automatizzata e strumenti di reportistica sulla sostenibilità.

D5. *Le più recenti analisi sui dati congiunturali del mercato italiano evidenziano, dopo due anni di ripresa post pandemica con risultati inaspettati, inequivocabili segnali di contrazione. Quali sono le attese per il 2024 per i mercati residenziale e non?*

R5. Il 2023 è stato un anno sfidante per il mercato immobiliare a seguito della complessa situazione macroeconomica e dell'incertezza dal punto di vista geopolitico. Questi elementi si sono infatti tradotti in un calo complessivo dei volumi di investimento, dovuto ad un approccio attendista da parte degli investitori, soprattutto internazionali. Lato *leasing* si è registrata una maggiore tenuta del mercato sia per la logistica che per gli uffici, considerando un fisiologico rallentamento per il *take-up* di Milano, rispetto ai risultati record del 2022. Per quanto riguarda invece il mercato residenziale, sicuramente il tema dei costi di finanziamento rimane centrale e ha impattato sul rallentamento dell'attività transattiva. Considerati alcuni elementi di miglioramento da punto di vista economico, in particolare il rallentamento dell'inflazione e una aspettativa di una maggiore stabilità dei tassi di interesse nei prossimi mesi, ci sono le condizioni per ipotizzare una ripresa dell'attività di investimento nel 2024, grazie ad una maggiore confidenza circa la prevedibilità dei mercati. Tra i settori emergenti, che crediamo saranno nel radar degli investitori, si confermano la Logistica, l'*Hospitality* e il *Living*. Sarà inoltre sempre più centrale, ai fini dell'attrattività degli immobili, l'importanza di fattori connessi alla sostenibilità e alle certificazioni degli asset.

TRENDING TOPIC E SENTIMENT ANALYSIS NEL MERCATO IMMOBILIARE. UN'APPLICAZIONE SUI TITOLI DEGLI ARTICOLI DI GIORNALI DI SETTORE¹

DI ERIKA GHIRALDO *, IRENE CESARANO **, LUIGI CIPOLLINI ***

1 Introduzione

In questi ultimi anni, l'utilizzo di dati di fonte non strutturata per l'analisi economica è sempre più frequente. Ciò è imputabile principalmente alla disponibilità dei *big data*, informazioni con livelli elevati in termini di dimensioni, di velocità di aggiornamento e di valore, e ai miglioramenti nelle tecniche che consentono l'accesso e l'elaborazione di questi dati. In questo contributo, viene utilizzata una tipologia di dato non strutturato, il testo, al fine di mostrare come l'analisi di questi ulteriori "dati" possa fornire un utile contributo alla comprensione di alcuni fenomeni economici. Delimitando il perimetro al mercato immobiliare, si mostra come l'elaborazione delle informazioni tratte dagli articoli di settore possa contribuire a far emergere i temi di maggior interesse per il settore stesso in un certo periodo e, inoltre, come dal testo si possa giungere ad un indicatore utile per comprendere il clima di fiducia in un dato momento e, ancora, dedurre le emozioni che emergono, ovvero le emozioni che influenzano la nostra percezione della realtà.

Per l'analisi sono raccolti, attraverso metodologie di *web scraping*, dati testuali da diverse fonti. I dati testuali estrapolati sono i titoli e le brevi descrizioni di articoli pubblicati su riviste dedicate al settore immobiliare e in sezioni specifiche dei quotidiani nazionali. Con lo scopo di effettuare da un lato, l'analisi del testo utile ad individuare i temi di tendenza "*trending topic*" di un certo periodo e dall'altro costruire un indice del *sentiment*, è stata creata una base dati di titoli e descrizioni degli articoli. L'impiego di dati testuali, in particolare di testo, tratto da articoli di quotidiani e/o riviste, è già ampiamente presente nella letteratura economica, a titolo di esempio si richiama il contributo italiano di Apriliano et al. (2021) e il lavoro di Barbaglia et al. (2022) nel contesto europeo. Nell'ambito del mercato immobiliare, l'uso di dati testuali per la costruzione di indicatori di fiducia risulta crescente negli ultimi anni; tra gli altri si rimanda alle proposte di Clive (2016), Soo (2018) e Zhu et al. (2022), ma non si è venuti a conoscenza di un'applicazione per il contesto italiano. In questo lavoro, si intendono esplorare le potenzialità di un'analisi di questo tipo per il mercato immobiliare italiano.

Dopo la raccolta delle informazioni, a valle di una fase di trattamento preliminare del dato, per renderlo adatto all'elaborazione, l'analisi del testo restituisce oltre all'individuazione dei temi di maggior tendenza anche una fotografia delle connessioni tra i temi trattati negli articoli.

Per la *sentiment analysis* si è fatto ricorso al dizionario già disponibile dei termini in lingua italiana, integrato da alcune parole che appaiono frequente nei testi analizzati, ma non presenti nel dizionario. Si tratta nella maggior parte dei casi di vocaboli specifici del settore immobiliare ai quali non è associato alcun punteggio, ma che evidentemente non possono essere trascurati nell'analisi che qui si conduce. Per queste parole si è assegnato il punteggio di una parola presente nel dizionario che avesse un significato analogo.

Al termine dell'elaborazione si è costruito un indicatore che fornisce giornalmente un valore della fiducia estratta dagli articoli che riportano le principali notizie del mercato immobiliare italiano.

* CAPO UFFICIO STATISTICHE E STUDI SUL MERCATO IMMOBILIARE - DIREZIONE CENTRALE SERVIZI ESTIMATIVI E OSSERVATORIO MERCATO IMMOBILIARE.

** FUNZIONARIA UFFICIO STATISTICHE E STUDI SUL MERCATO IMMOBILIARE - DIREZIONE CENTRALE SERVIZI ESTIMATIVI E OSSERVATORIO MERCATO IMMOBILIARE.

*** FUNZIONARIO DIREZIONE GENERALE DI STATISTICA E ANALISI ORGANIZZATIVA - MINISTERO DELLA GIUSTIZIA

¹ L'articolo è una sintesi di un lavoro di ricerca svolto nell'ambito del corso di "Diploma di esperto in Data Science" organizzato dalla Scuola Nazionale dell'Amministrazione che gli autori hanno frequentato e conseguito il relativo diploma nel corso del 2023.

Il lavoro è strutturato in un primo paragrafo introduttivo, un secondo paragrafo dedicato ai richiami di letteratura, un terzo paragrafo che riassume la tecnica di raccolta dei dati, e i paragrafi tre e quattro in cui sono riportati i risultati dell'applicazione del *text mining* e della *sentiment analysis*. Infine, nell'ultimo paragrafo sono riportate delle brevi conclusioni e un cenno a possibili futuri sviluppi.

2 Richiami di letteratura

Nei contributi del 2005 e del 2017, Shiller ha mostrato come il racconto della situazione economica, fatto dagli specialisti del settore o dai social media, abbia un'influenza non trascurabile nelle variazioni che si osservano nelle variabili economiche. Lo stesso Shiller incoraggia l'uso dei *big data* e di metodi che consentono di accedere più facilmente alle informazioni economiche. In questo ventennio si è sviluppato un filone di letteratura che ha cercato di comprendere come poter utilizzare le informazioni tratte dal "racconto" dell'andamento dell'economia a fini di previsione e in generale all'interno di modelli economici. Nel 2012, Choi e Varian si chiedono se gli strumenti di *Google come Google Trends* e *Google Insights for Search* possono aiutare a prevedere l'attività economica e la loro risposta è nella delimitazione del perimetro della previsione: gli strumenti sono utili se si intende fare una previsione per il presente e non per il futuro e se utilizzati in combinazione con altri indicatori disponibili.

Gli studi sul ruolo del racconto dell'economia si focalizzano in particolare nell'impatto che il clima di fiducia degli agenti economici gioca nel mercato e nella misurazione della fiducia o, come definito nella letteratura anglosassone, del *sentiment*. L'importanza del clima di fiducia nei mercati finanziari è un concetto ormai consolidato (Barberis et al., 1998 e Shleifer e Vishny, 1997) e gli studi più recenti si focalizzano sulle tecniche utili a misurare la fiducia (Azar e Lo, 2016, Sun et al., 2016) e ancora l'importanza della "*narrative economics*" nella misurazione del *sentiment* è sottolineata, tra gli altri, nei lavori di Akerlof e Shiller (2009), Johnson e Tuckett (2017), Mordhorst e Schwarzkopf (2017).

Per la misurazione della fiducia sono utilizzate diverse tecniche, tra le quali si trovano quelle basate su variabili di mercato che possono essere considerate *proxy* della fiducia e quelle basate sui risultati di indagini condotte con questionari. Nel tempo, la disponibilità dei *big data* e l'accesso a tecnologie avanzate di analisi dei dati ha fatto crescere l'utilizzo della misurazione del *sentiment* attraverso l'analisi dei testi tratti da articoli su giornali, riviste, canali, *social network*, ovvero dal "racconto economico" (Antweiler e Frank, 2004, Checkley et al., 2017, Nguyen et al., 2015). Alcuni studi dimostrano che gli indicatori di fiducia calcolati sulla base di dati testuali migliorano le *performance* dei modelli di previsione rispetto agli indicatori calcolati su dati da questionari e da variabili *proxy* (Zhou, 2018).

Nel mercato immobiliare l'uso di dati testuali non è così diffuso come negli altri settori dell'economia, tuttavia, è in crescita soprattutto nella costruzione di indicatori di *sentiment* legati al *real estate*. Il fatto che il clima di fiducia influenzi le decisioni di acquisto di immobili è un concetto abbastanza consolidato, intorno al quale c'è ampio accordo in letteratura, e a tal proposito si cita, oltre al lavoro di Case & Shiller (2003), anche il contributo di Jin et al. (2014) che evidenzia che la parte irrazionale degli agenti nel mercato immobiliare influenza l'andamento dei prezzi. In molti studi viene dato risalto a quanto emerge dai *social media* che rappresentano quella che viene definita "*wisdom of the crowd*" ovvero la "saggezza della folla" e in questo senso i ricercatori analizzano la relazione tra quanto emerge dai forum e l'andamento dei rendimenti (Das & Chen, 2007) e più recentemente dai tweet (Sprenger et al., 2014 e ancora Ranco et al., 2015). L'uso di dati testuali tratti dal "racconto economico", raccolti su quotidiani e riviste, viene trattato sotto diversi aspetti che attingono al tema del *sentiment*. L'articolo di Ruscheinsky et al. (2018) analizza il grado di copertura mediatica del mercato immobiliare ed esamina la

relazione tra i dati tratti da notizie e il boom dei prezzi delle case nel Regno Unito. Ancora, nel contributo di Beracha et al. (2019) si esamina se e in che misura il *sentiment* basato sulle notizie può aiutare a prevedere l'andamento del mercato immobiliare commerciale negli Stati Uniti. Tecniche di analisi testuale sono utilizzate anche a supporto dei modelli edonici come nel lavoro di Goncharov & Natkhov (2020) dove è analizzato il contenuto degli annunci di vendita di immobili nella città di Mosca. I *token* unici, unigrammi, o le frasi (bigrammi) sono inseriti come variabili predittori nei modelli di regressione per la spiegazione del prezzo.

3 Data Collection

Per realizzare gli obiettivi stabiliti di individuazione dei *“trending topic”* e *“sentiment analysis”*, si è dapprima proceduto con la raccolta dei dati utili. Come detto in premessa, la fonte informativa di interesse è costituita dai titoli e dalla breve descrizione degli articoli di riviste e quotidiani che trattano temi inerenti al mercato immobiliare. Si è stabilito di attingere a dati disponibili in rete attraverso l'implementazione di un'attività di *web scraping*. In una prima fase si è proceduto con l'identificazione delle riviste e dei giornali da cui estrapolare i dati testuali. La scelta è caduta su 14 testate online: Affari immobiliari, Arsenale 1104, Corriere della Sera, Dove.it, Forbes, Quotidiano immobiliare, Il Sole 24 ore, Monitor Immobiliare, Notiziario immobiliare, Notizie Mondo Immobiliare, pmi.it, Qui Finanza, La Repubblica e TGcom24. Alcune di queste sono riviste di settore, mentre in altri casi si tratta di quotidiani generalisti; in quest'ultimo caso sono state prese in considerazione solamente le sezioni dedicate al mercato immobiliare. Inoltre, i dati sono stati tratti anche dal sito *“Intopic.it”* che è un raccogliitore automatico di notizie (cronaca, politica, attualità italiana ed internazionale, etc.). In questo specifico caso, gli articoli estrapolati sono stati preventivamente filtrati per categoria (immobiliare), facendo in modo da non avere duplicazioni rispetto agli articoli estratti dalle altre testate. Il ricorso ad Intopic ha permesso di ampliare il bacino di fonti dati, portando la platea finale a oltre 200 testate. Inoltre, il ricorso ad Intopic ha permesso di poter accedere ad articoli pubblicati anche per annualità piuttosto risalenti nel tempo. Nella maggior parte dei casi, infatti, le testate non rendono più disponibili gli articoli e l'accesso è quindi limitato ad una finestra temporale ristretta. Una breve analisi dei siti e una riflessione sul tipo di informazioni che sarebbe stato utile trarre in *output*, ha condotto ad optare per l'implementazione di uno *scraping* di tipo specifico ² a sfavore di uno generico ³. La modalità specifica consente un maggior controllo dei dati estratti e quindi una conseguente maggiore qualità del dato stesso. Ciò facilita le successive fasi di analisi dei dati.

Preliminarmente all'attività di *scraping* vero e proprio, si è provveduto ad un'analisi preventiva delle testate, andando ad indentificare la struttura generale del sito, cercando di stabilirne la forma (blog), il modo in cui gli articoli vengono pubblicati, la struttura degli URLs e la presenza o meno di *feed* RSS ⁴. Per quanto riguarda lo *scraping* vero e proprio, sono state utilizzate tecniche e strumenti diversi a seconda della struttura del *sito target*. Questo, sia per adattarsi con più facilità alle specifiche necessità, sia in un'ottica che potremmo definire un *“esercizio di stile”* per testare i punti di forza e di debolezza di questi strumenti.

I primissimi tentativi di *scraping* su questi siti sono stati effettuati ricorrendo all'utilizzo di un *plug-in* di *Chrome* denominato *Instant Data Scraper*. Questo strumento si è rivelato particolarmente intuitivo, permettendo di estrarre i dati di interesse in maniera veloce e senza necessità di scrivere un codice personalizzato. Questo

² Il *web scraping* è specifico quando sia la struttura che il contenuto dei siti da cui estrarre le informazioni sono noti e gli algoritmi devono solo replicare il comportamento di un umano che visita la pagina e salvare le informazioni di interesse.

³ Il *web scraping* è generico quando non si conosce a priori la struttura e il contenuto del sito. In questo caso si scarica tutto il contenuto che sarà successivamente processato in modo da recuperare le sole informazioni di interesse eliminando le parti non utili.

⁴ Un *feed* RSS (Really Simple Syndication) è un formato di dati standard utilizzato per pubblicare contenuti aggiornati da un sito *web* o blog. È un meccanismo che permette agli utenti di ricevere automaticamente gli aggiornamenti di un sito *web* senza dover visitare manualmente il sito.

strumento ha funzionato molto bene per tutti quei siti in cui i post erano elencati uno sotto l'altro e tutte le informazioni di interesse erano rese disponibili già in questa forma. In altri casi, laddove una o più informazioni non erano direttamente accessibili a livello più alto ma bisognava entrare in ciascun singolo articolo (ad esempio per recuperare la data di pubblicazione), lo strumento ha mostrato qualche carenza. Un altro motivo di debolezza di questo approccio è dovuto al fatto che la procedura non può essere automatizzata, ovvero c'è sempre bisogno dell'intervento umano per fare uno *scraping* di aggiornamento.

Nei casi in cui nel sito *web* erano disponibili *feed* RSS si è deciso di trarne vantaggio, semplificando di molto le operazioni di *scraping*. I file *xml* presi in considerazione contengono tutte le informazioni necessarie per la nostra analisi. Il sito del Sole24Ore mette addirittura a disposizione una serie di RSS suddivisi per categoria e sottocategoria. Per la lettura automatizzata di questi *file* si è fatto ricorso all'utilizzo di *PowerQuery* uno strumento sviluppato da Microsoft (integrato sia in Excel sia in PowerBI) che consente di estrarre, trasformare e caricare dati (ETL) da diverse origini di dati. Questo strumento ha permesso una facile automazione dell'intero processo. In altri casi l'operazione di *scraping* ha visto coinvolti strumenti quali Google Sheet. In particolare, è stata utilizzata la funzione IMPORTXML di Google Sheets che consente di estrarre dati da pagine *web* tramite query XML secondo il linguaggio di interrogazione XPath⁵. È stato dunque possibile utilizzare questa funzione per accedere a dati strutturati presenti nelle pagine *web* e, in particolare, a tutte le informazioni a noi necessarie (titolo, *link*, autore, data di pubblicazione, etc.).

Infine, nei casi di *scraping* più complessi o privi di soluzioni immediate si è fatto ricorso a *Python* e a *R*. In *Python* sono state utilizzate essenzialmente le librerie "*requests*" e "*BeautifulSoup*", mentre in *R* la libreria "*rvest*". Questo approccio ha conferito una maggiore flessibilità nell'attività di *scraping*, consentendo un pieno controllo sulle richieste HTTP, la manipolazione del DOM e la gestione dei dati. Inoltre, sia *Python* che *R* consentono di scrivere script di *scraping* completamente automatizzati. Pertanto, l'aggiornamento delle query e del *dataset* è pressoché automatico. Un possibile sviluppo potrebbe essere quello di elaborare un codice in *Python* e/o in *R* che estragga in automatico i dati testuali di interesse dai diversi siti. Tuttavia, poiché la differente struttura dei siti utili, richiede un codice specifico per ciascuno di essi la scrittura risulta piuttosto lunga. È questo il motivo per cui in questo lavoro non si è proceduto in questa direzione.

Per rendere i dati elaborabili, dopo aver concluso lo *scraping* da ciascun sito, si è provveduto ad una preliminare e veloce pulizia dei dati e alla costruzione di un unico *dataset* contenente tutti i record con l'ulteriore indicazione della fonte da cui sono tratti. Per questa operazione di pulizia e di accodamento è stato utilizzato *R* in ambiente *RStudio*.

4 Trending Topic

La parola inglese "*topic*" significa argomento, tema, discussione ed è divenuta di utilizzo molto comune nella lingua italiana con l'espansione dell'uso dei forum, delle *chat* in internet e negli ultimi anni con il diffondersi dei *social media*. Il "*topic*" è l'argomento principale della discussione ed è solitamente definito e indicato dal primo utente che inizia l'interazione su quel tema. Più in generale il *topic* sintetizza in modo chiaro, semplice e univoco il tema della discussione. In senso più ampio il "*topic*" va inteso anche come l'insieme delle parole o degli argomenti connessi al tema indicato dal *topic*.

⁵ XPath è un linguaggio di interrogazione utilizzato per navigare ed estrarre informazioni da documenti XML. Questo linguaggio permette di individuare specifici elementi o attributi all'interno di un documento XML (o del DOM di una pagina html) utilizzando percorsi di navigazione basati sulla struttura dell'albero XML.

Il “*topic model*” appartiene alla famiglia delle tecniche del *Natural Language Processing* ⁶ e la sua applicazione consente di estrarre in modo automatico gli argomenti principali presenti in una raccolta di documenti o testi. Si tratta di un approccio non supervisionato che non necessita quindi di un *dataset* etichettato.

In letteratura, i due principali metodi descritti e utilizzati per realizzare approcci *Topic Modelling* sono:

- la *Latent Semantic Analysis* (LSA)
- la *Latent Dirichlet Allocation* (LDA)

In questa elaborazione si è optato per l’applicazione del metodo LDA. I modelli tematici sono anche definiti modelli tematici probabilistici, che si riferiscono ad algoritmi statistici per scoprire le strutture semantiche latenti di un ampio corpo testuale. Data la disponibilità di grandi quantità di dati testuali, i modelli tematici possono aiutare a organizzare grandi raccolte di testo non strutturato, offrendo approfondimenti nella comprensione. Essi rappresentano un modello statistico utilizzato per scoprire argomenti più o meno astratti in una determinata selezione di documenti. I modelli tematici sono particolarmente comuni nel *text mining* per portare alla luce strutture semantiche nascoste nei dati testuali. Gli argomenti possono essere concepiti come reti di termini di collocazione che, a causa della co-occorrenza tra documenti, si può presumere che si riferiscano allo stesso dominio semantico (o argomento). Ciò presuppone che, se un documento riguarda un determinato argomento, ci si aspetta che le parole correlate a quell’argomento appaiano nel documento più spesso che nei documenti che trattano altri argomenti. Ad esempio, cane e osso apparirà più spesso nei documenti sui cani mentre gatto e miagolio appariranno nei documenti sui gatti. Termini come, “tuttavia” o simili, appariranno più o meno allo stesso modo in entrambi.

Per l’applicazione del *topic model* è stato utilizzato l’algoritmo di riferimento in *R* per il “*topicmodels*” che è la libreria LDA (Blei, Ng e Jordan 2003).

Nella fase di *scraping*, effettuata in un’unica data ⁷, sono stati raccolti circa 3 mila articoli, più del 60% dei quali riferiti a notizie pubblicate nel 2023, in particolare nei mesi di maggio e giugno, mentre la restante parte degli articoli è connessa a pubblicazioni di anni precedenti a partire dal 2006. Nelle analisi che saranno condotte nel seguito dell’elaborato, si farà generalmente riferimento alle informazioni del 2023 o degli ultimi mesi disponibili. In ogni caso, per ciascuna elaborazione sarà specificato il periodo selezionato ⁸.

L’unità di analisi elementare è rappresentata dal singolo titolo e dalla breve descrizione dell’articolo. Con l’ausilio delle librerie disponibili in *R*, si è proceduto alla lettura e al *pre-processing* dei dati testuali raccolti.

Il *dataset* è stato considerato come un *corpus* unico e, su questo si è proceduto con le successive fasi dell’analisi. In primo luogo, si è effettuata la pulizia del testo, riducendo tutto in minuscolo, eliminando eventuali simboli, numeri e url. Inoltre, sono state eliminate le cosiddette *stopword*⁹, quei termini che non rappresentano informazione rilevante per l’individuazione e la descrizione dei *topic*. In questa applicazione si è presa a riferimento una lista di parole da lessico italiano, ma è stata necessaria anche una fase di individuazione di parole da escludere dal *corpus* per il contesto specifico di analisi (nomi ricorrenti di autori dei testi, parole chiave del contesto di analisi, periodi ripetuti nei titoli di alcune testate, etc..) sviluppata con un approccio di tipo “manuale”. Successivamente, si è effettuata la *tokenizzazione* ovvero si è applicato il processo che trasforma il documento in una

⁶ Con *Natural Language Processing* si fa riferimento a quel campo di ricerca che ha l’obiettivo di sviluppare algoritmi in grado di analizzare, rappresentare e quindi “comprendere” il linguaggio naturale, scritto o parlato, in modo simile agli esseri umani.

⁷ Dopo le opportune analisi che hanno condotto a stabilire quali tecniche fossero più adeguate, lo *scraping* è stato effettuato in un’unica soluzione il 14 luglio 2023.

⁸ La scelta del periodo selezionato, ovviamente, ha un discreto rilievo perché gli argomenti su un tema possono avere una particolare concentrazione in alcuni periodi (anche brevi) e non in altri.

⁹ Si tratta di parole comuni che appaiono nel testo con una frequenza molto elevata e che aiutano a costruire le frasi ma non hanno un significato di per sé come, ad esempio, gli articoli (“il”, “lo”, “la”, “dei” etc.) o le congiunzioni (“e”) e altre. Questi termini sono inseriti in una stop list che viene presa a riferimento per effettuare la rimozione delle parole non significative.

lista di *token*. Il risultato è un oggetto “*tokens*” su cui si è effettuata un’analisi delle frequenze, una *network analysis* e da ultimo sono estratti i *topic*. Il *pre-processing* può essere tuttavia differente a seconda degli obiettivi della ricerca e quindi necessita di una certa flessibilità che va decisa a seconda degli scopi dell’analisi, ad esempio, per la *sentiment analysis* si fa riferimento ad elenchi di parole etichettati (*il lexicon*) come positivi o negativi, senza applicare uno *stemming*¹⁰ preventivo. Nel nostro studio abbiamo scelto di non applicare la procedura di *stemming* in nessuna fase dell’analisi testuale, al fine di analizzare con maggiore dettaglio le co-occorrenze tra *token*, e soprattutto in quanto la finalità dello studio tende a concentrarsi sulla semantica, sui legami logici tra *token*, piuttosto che sul semplice conteggio delle occorrenze.

4.1 Risultati dell’applicazione

L’analisi di frequenza, effettuata solo sugli articoli relativi ai mesi del 2023 (da gennaio a luglio), evidenzia i *token* maggiormente ricorrenti nel periodo. Emerge come la discussione per l’imposta sugli immobili sia stata assolutamente dominante, con il termine IMU che risulta quello più ricorrente negli articoli analizzati. A questo stesso tema si lega, in molti casi anche il *token* “pagare” come emergerà in modo più evidente dall’esame dei *bi-gram* ovvero dell’unione di due termini e dalla successiva *network analysis*. Di rilievo anche il termine “Milano” molto presente negli articoli trattati. Per il mercato immobiliare Milano è infatti un centro di attenzione, la città attrae da sola una quota elevata di investimenti immobiliari ed è un punto di riferimento per il mondo della finanza immobiliare. È una città in cui la dinamica del *real estate* può essere considerata un *driver* dell’intero mercato nazionale.

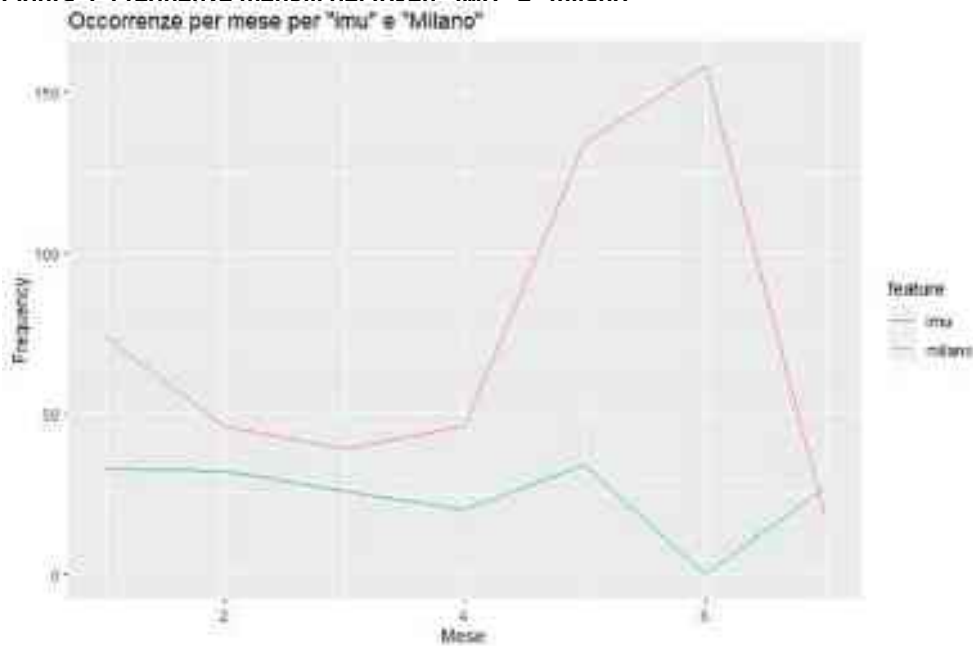
Nei primi mesi del 2023, molta attenzione è stata dedicata al tema dei prezzi degli immobili, al mercato della locazione con particolare interesse al valore dei canoni. Non meno importante l’argomento “mutui” riguardo soprattutto alla crescita sostenuta dei tassi applicati alle nuove erogazioni. Un crescente interesse è stato rivolto anche alla direttiva europea *green* e all’impatto che questa avrà nel mercato immobiliare. La sintesi grafica di quanto emerso dal *text mining* è riportata in Figura 1 dove si mostra il *wordcloud*¹¹ dei *token* la cui frequenza risulta non inferiore a 50 e l’istogramma di frequenza delle *top word*.

¹⁰ Lo *stemming* è un’operazione che consiste nella riduzione della forma flessa di una parola alla sua forma radice, detta tema. Il processo di *stemming*, generalmente applicato prima della fase di modellazione è una normalizzazione del testo. Con questa procedura di raggruppano termini correlati, ad esempio si possono aggregare tutte le varie coniugazioni di un verbo.

¹¹ Il *wordcloud* è un grafico che mostra le parole usate in un testo. Ciascuna parola ha dimensioni proporzionale alla frequenza con cui appare nel testo.

Di interesse risulta anche la distribuzione mensile dei *token* maggiormente presenti. In particolare, considerando i primi due *token*, “IMU” e “Milano” l’analisi evidenzia le specificità e le diversità dei due temi. L’interesse per l’imposta sugli immobili, l’”IMU” appunto, è elevato nei mesi di gennaio, maggio e giugno, in prossimità delle scadenze stabilite per il pagamento. Per contro, l’interesse verso “Milano”, termine da intendersi come detto, in senso ampio come mercato immobiliare di Milano e il complesso delle attività legate al *real estate* di questa città, resta più o meno costante in tutti i mesi del 2023. Quanto detto ben si evince dal grafico in Figura 3 che riporta le frequenze mensili distintamente per i due *token*.

Figura 3: Frequenze mensili dei token "IMU" e "milano"



Fonte: Elaborazioni degli autori

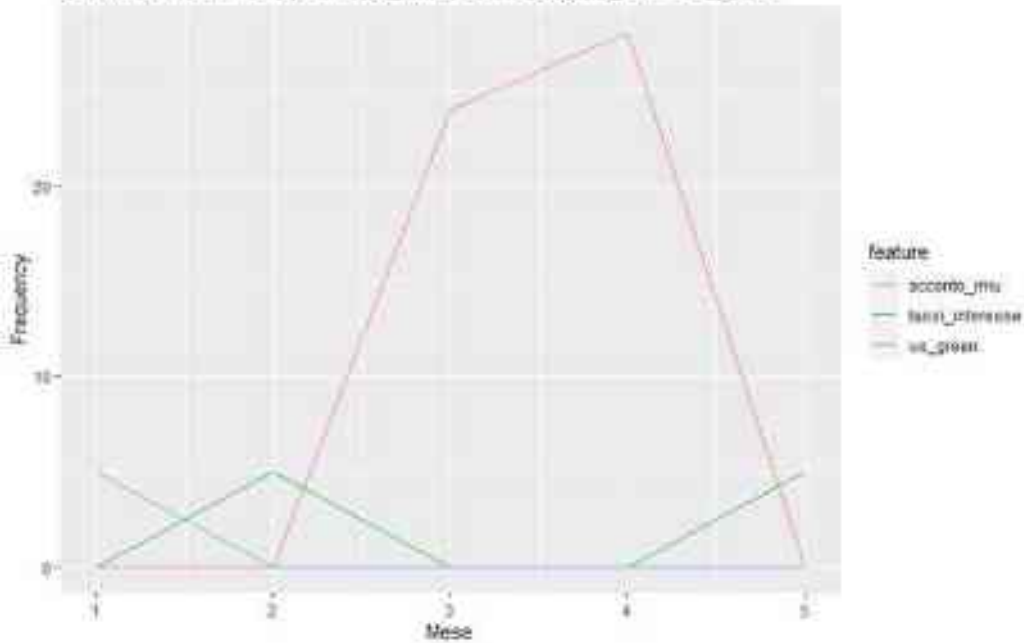
È utile anche analizzare l’occorrenza dei “*bi-gram*”, definiti come tutti le possibili combinazioni di due *token* (anche sprovvisti di significato semantico) ottenibili in ciascun articolo. Di seguito si visualizza il *wordcloud* ottenuto dal conteggio delle occorrenze dei *bi-gram* la cui frequenza è superiore a 50. Anche dall’analisi dei termini congiunti emerge chiaramente che il tema dell’IMU inteso come scadenza imminente del tributo (‘acconto-IMU’, ‘pagare-IMU’, ‘esenzione-IMU’) è quello maggiormente presente. Si evidenziano comunque come temi discussi anche quello degli ‘affitti-brevi’, ‘contratto-locazione’ e ‘tassi-interesse’.

Nel dettaglio mensile il grafico di Figura 5 mostra che mentre per “acconto IMU” e “ue green” si ha una concentrazione evidente di riferimenti in un periodo specifico, il tema dei tassi di interesse è trattato in due periodi distinti, aprile e luglio con la stessa intensità, mai raggiunta nella restante parte dell’anno.

Figura 4: Wordcloud dai bi-grammi (articoli gennaio - luglio 2023)



Figura 5: Frequenza mensile dei bi-gram "acconto IMU", "tassi interesse" e "ue green"
 Occorrenze per mese per "tassi Interesse", "acconto Imu", "ue green"



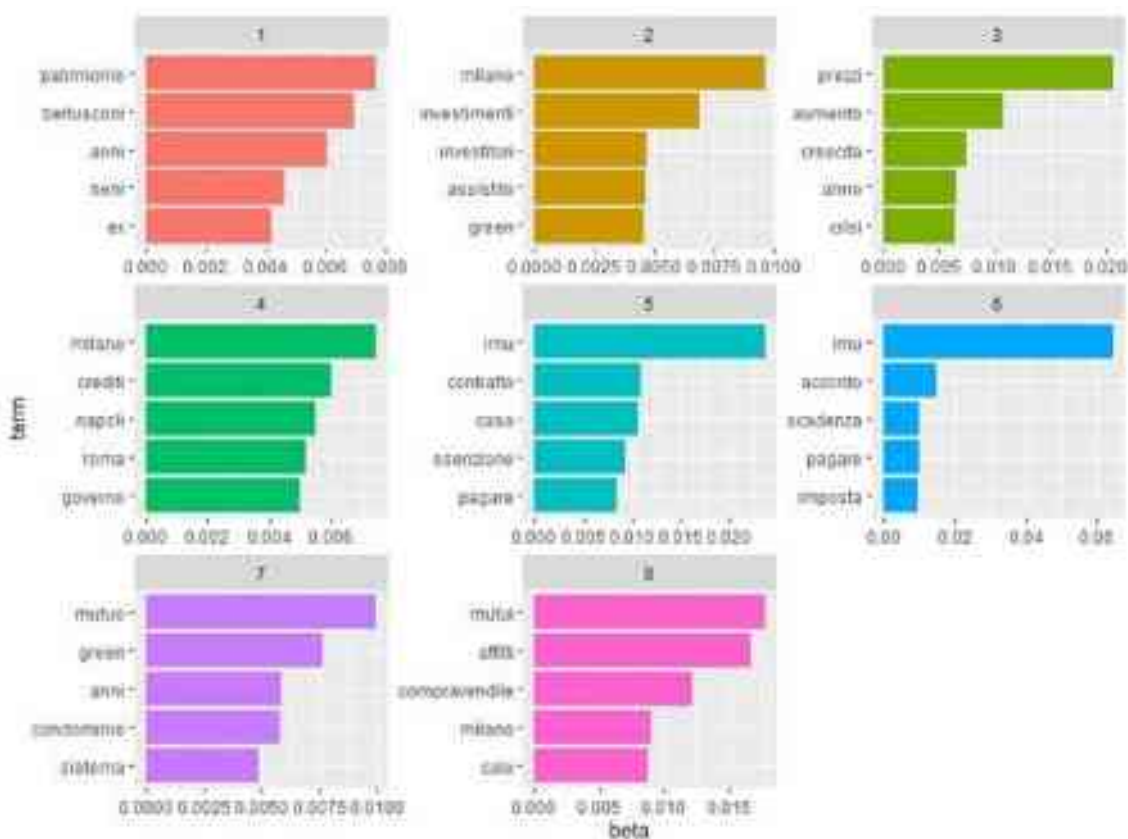
Fonte: Elaborazioni degli autori

¹² Si precisa che il bi-gram "ue_green" compare solo nel mese di gennaio e nei successivi ha una frequenza nulla.

Con l'analisi descritta in precedenza, si sono rilevati gli argomenti di tendenza, i *topic*, dei primi sette mesi del 2023 e selezionando i 5 *token* più frequenti in ciascuno di essi se ne mostra l'evidenza nel grafico di Figura 6. Tra tutti i *topic* individuati, si è scelto di selezionare, in modo empirico con una valutazione soggettiva dei risultati dell'analisi, i primi 8 *topic* in ordine di importanza. A tal proposito, si precisa che l'estrazione del numero di componenti è stata verificata anche attraverso l'applicazione, tra le diverse disponibili, delle due metriche di Cao et al.¹³ (2009) e Deveaud¹⁴ (2014) che restituivano un numero di componenti pari a 5. Tuttavia, fatti diversi tentativi, si è reputato in modo qualitativo, basandosi sulle conoscenze del fenomeno in indagine, che il numero di componenti adeguato da considerare fosse 8.

Le barre si riferiscono all'indicatore che misura la probabilità di ciascun termine di essere generato dall'argomento (indice "beta").

Figura 6: Diagramma dei *topic* individuati (articoli gennaio - luglio 2023)



Fonte: Elaborazioni degli autori

Si fornisce di seguito un'interpretazione dei *topic* individuati provando ad assegnare a ciascuno un'etichetta come di seguito:

¹³ La tecnica seleziona il modello migliore sulla base della densità dei *clusters* (*topic*). Si calcola per ciascun modello la distanza tra i *topic* tramite la similarità media del coseno (r), che ci permette di definire la densità di un *topic* rispetto agli altri. Il valore migliore di K è raggiunto quando r tra *topic* è al minimo, ovvero quando la distanza è massima.

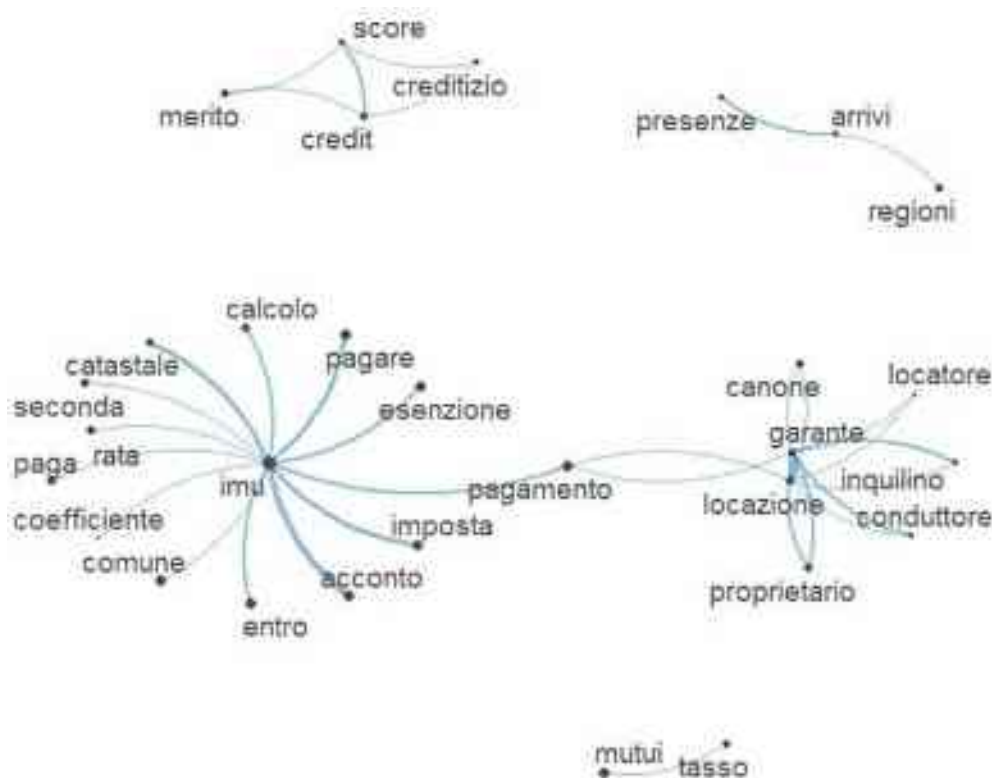
¹⁴ La metrica proposta sfrutta la divergenza Jensen-Shannon per determinare quel valore di K che massimizza la distanza tra ciascuna coppia di *topics*.

- “IMU” è l’argomento maggiormente di tendenza ed è rappresentato dal *topic 6* dove compaiono i termini associati acconto, scadenza, pagare, imposta. IMU è presente anche nel *topic 5* dove compare anche esenzione;
- “mercato” è il termine con cui si possono sintetizzare i *topic 3, 4 e 8*. In particolare, il *topic 3* rappresenta il tema della dinamica dei prezzi, mentre nel *topic 8* sono rappresentati i temi inerenti le compravendite, gli affitti e i mutui intesi come andamento dei volumi e dei valori. Infine, nel *topic 4* sono rappresentati le città di Milano, Napoli intese come mercati immobiliari di rilievo;
- il *topic 2* può essere sintetizzato con il termine “investimenti” essendo individuato dalla stessa parola “investimenti” e dal termine “Milano” che, come visto, rappresenta una realtà specifica che influenza e impatta l’intero mercato immobiliare;
- “UE” è l’etichetta che si adatta al *topic 7* con contenuti che riguardano sia la direttiva *green* sia i tassi dei mutui fissati dalla BCE;
- il *topic 1* rappresenta un argomento divenuto di tendenza nei giorni successivi al decesso dell’ex presidente del consiglio italiano Silvio Berlusconi dove dal punto di vista immobiliare si è discusso del suo patrimonio immobiliare e dell’eredità.

In ultimo, l’analisi testuale è stata integrata con una *network analysis*. Quest’ultima, si basa sulla creazione di una matrice di co-occorrenze tratte dal corpus, costruita contando il numero di collegamenti tra i *token*. I risultati possono essere rappresentati come un grafo, con i nodi che indicano i singoli *token* e gli archi che rappresentano le connessioni, potendo in tal modo tracciare ogni concetto in relazione agli altri e visualizzare come le diverse parole sono collegate in una specifica narrazione. Il grafico permette di individuare i collegamenti maggiormente presenti ed è altresì possibile visualizzare la rete con diversi livelli di profondità.

I risultati applicati ai testi qui esaminati sono riportati nella rete di Figura 7 che mostra i termini che presentano un elevato grado di connessione con gli altri. Le parole più connesse sono “IMU”, “locazione” e “credito”. L’“Imu” presenta molte connessioni con tutti i termini attinenti al pagamento dell’imposta (“acconto”, “rata”, etc), ma anche “locazione” risulta connessa a canone, pagare. Da questa analisi emerge il tema del turismo e quindi degli immobili utilizzati per questo scopo.

Figura 7: Diagramma dei *network* dei termini maggiormente associati



Fonte: Elaborazioni degli autori

5 Sentiment Analysis

Per la *sentiment analysis* sono stati esplorati due approcci: la costruzione di un indicatore di fiducia e l'analisi delle emozioni.

Per la costruzione dell'indicatore di *sentiment* si è assegnato un punteggio ad ogni articolo composto dal titolo e da un breve estratto del contenuto, il cosiddetto *snippet*. Per l'assegnazione del punteggio si è utilizzato un vocabolario, l'*Italian Sentiment Lexicon*, i cui lemmi sono associati a punteggi di *sentiment* positivi e negativi. In particolare, si è utilizzato il lessico *Sentix* proposto da Basile e Nissim (2013)¹⁵ che allinea diverse risorse lessicali esistenti e indipendenti (WordNet, MultiWordNet, BabelNet, SentiWordNet). La metodologia di assegnazione del punteggio di polarità a ciascun lemma è stata testata in uno studio sperimentale basato su algoritmi di classificazione automatica su dati estratti da *Twitter*, per la prima volta sulla lingua italiana. *Sentix* contiene molti lemmi duplicati e consiste di circa 75 mila lemmi complessivi di cui circa 42 mila unici. Per garantire risultati univoci e riproducibili, si è deduplicato *Sentix* e calcolata la media dei punteggi (positivi e negativi) dei lemmi duplicati.

Inoltre, il vocabolario è stato integrato con alcuni termini che non potevano essere trascurati per gli obiettivi di questo studio. I punteggi assegnati sono stati generati a partire da termini «simili», così ad esempio al termine «superbonus» è stato associato lo stesso punteggio assegnato in *Sentix* al termine «incentivo», alla parola «» è

¹⁵ Per un approfondimento si può far riferimento al contributo di [Basile e Nissim del 2013, "Sentiment analysis on Italian tweets"](#).

stato assegnato lo stesso punteggio associato a “tassa” e ancora a “mutuo” è stato associato il punteggio di “debito”.

L'indice del *sentiment* è calcolato a partire dal calcolo di polarità e intensità per ciascun articolo, a partire dai punteggi “negativi” (n) e “positivi” (p) medi ottenuti per i termini presenti nel vocabolario.

Dalla coppia di coordinate (p, n) appartenenti allo spazio R² si passa alle coordinate polari (i, Θ), in cui ogni punto è espresso da un angolo, Θ e da una distanza da un punto detto “polo”, i, da cui si ricavano due grandezze aggiuntive, la polarità ω, e l'intensità, i, specificati come segue:

$$\omega = 1 - 4 \Theta / \pi,$$

$$\text{con } \omega \in [-1, 1]; \Theta = 2 \operatorname{arctg} \frac{nn}{(pp + nn) + pp} \text{ e } \pi \text{ costante matematica}$$

$$ii = \frac{pp^2 + nn^2}{pp^2 + nn^2} \quad ii \in [0, 1]$$

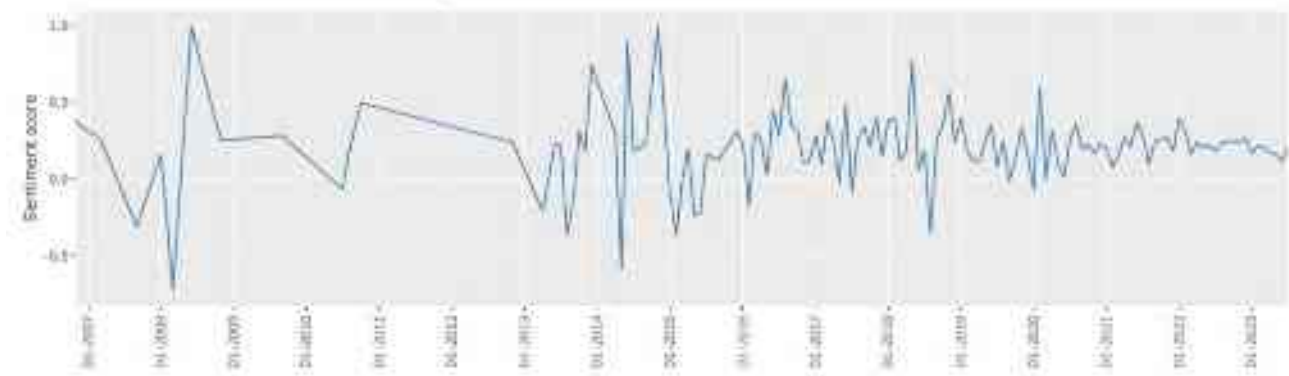
L'indice di *sentiment*, S per un certo periodo j, è allora dato dalla media delle polarità pesate con l'intensità:

$$S = \overline{\omega} = \frac{\sum_{a=1}^k i_a \omega_a}{\sum_{a=1}^k i_a} \quad a = 1, \dots, k$$

Con a singolo articolo e k numero complessivo degli articoli del periodo j¹⁶.

In Figura 8 è mostrato l'andamento dell'indice S per tutte le annualità sulle quali si hanno a disposizione informazioni. Ad eccezione di qualche picco negativo, S si mantiene sempre in campo positivo con oscillazioni più o meno ampie. Considerando l'ultimo periodo, dal 2022 a luglio 2023, l'indicatore risulta decrescente e dal valore 0.4 del 2007 è sceso a circa 0,1 a giugno 2023 e si è rialzato seppur di poco a luglio 2023.

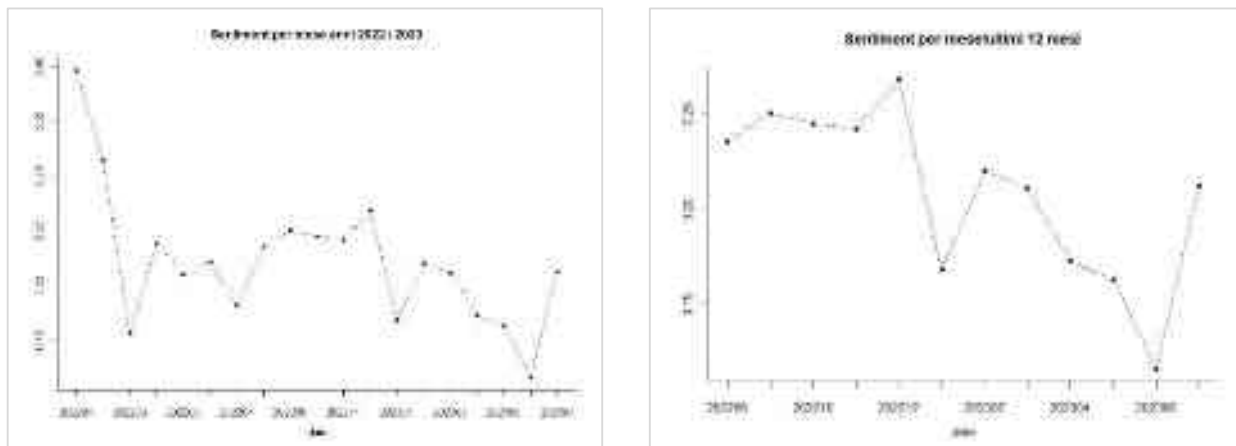
Figura 8: Andamento mensile del sentiment dal 2007 a luglio 2023



Fonte: Elaborazioni degli autori

¹⁶ La metodologia replica il processo di elaborazione del Social Mood Economy Index di Istat, Indice sperimentale dell'Istituto Nazionale di Statistica. IL metodo è consultabile nelle note della 13ma conferenza nazionale di Statistica del 4-5-6 luglio 2018 (Zardetto) ai seguente link: [D. Zardetto, Using Twitter data for the Social Mood on Economy Index | PPT \(slideshare.net\)](#) [Social Mood on Economy Index \(istat.it\)](#)

Figura 9: Andamento mensile del *sentiment* dal 2022 a luglio 2023 (grafico di sx) e dettaglio da agosto 2022 a luglio 2023



Fonte: Elaborazioni degli autori

L'analisi relativa al *sentiment* è stata integrata anche con un'analisi delle emozioni che possono trarsi dai testi disponibili. Per questa elaborazione si è utilizzato il lessico *NRC Word-Emotion Association Lexicon*, sviluppato da Saif M. Mohammad, uno scienziato del *National Research Council Canada (NRC)*, presente nel pacchetto *syuzhet*¹⁷ di R. Tra i diversi lessici disponibili nella *library* si è optato per il NRC in quanto è l'unico dei quattro che attualmente può essere utilizzato con testi non inglesi. Questo lessico, oltre a comprendere valori di *sentiment* positivi e negativi prevede anche otto categorie emotive. Il *set* di dati che forma il lessico è stato annotato manualmente utilizzando la tecnica *Maximum Difference Scaling*, o *MaxDiff*, per determinare gli insiemi di parole con valori negativi o positivi più elevati rispetto ad altre parole, una sorta di classifica dell'intensità del sentimento delle parole. Questo lessico che contiene 14.182 unigrammi (parole) classificati come positivi o negativi, classifica anche la connessione di una parola a varie emozioni: rabbia, aspettativa, disgusto, paura, gioia, tristezza, sorpresa e fiducia.

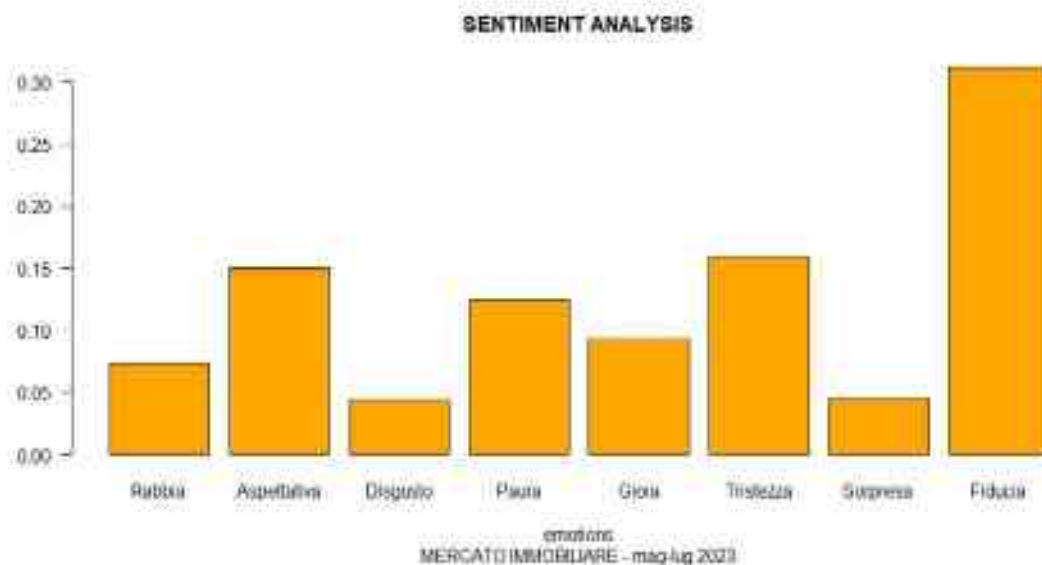
Utilizzando la traduzione automatica, è possibile che ci siano degli errori o che alcune sfumature linguistiche non siano del tutto comprese. Tuttavia, in questa fase dello studio l'obiettivo è avere un'idea generale di quali emozioni siano maggiormente presenti nel testo. Nel grafico a barre di Figura 10 si riporta la distribuzione delle emozioni associate agli articoli disponibili da maggio a luglio 2023. L'emozione che ha la maggiore frequenza è la fiducia che si presenta nel 30% dei testi analizzati, seguono con livelli inferiori le emozioni legate all'attesa e alla paura.

¹⁷ Il pacchetto R *Syuzhet* è stato rilasciato nel 2015 da Matthew Jockers:

<https://cran.r-project.org/web/packages/syuzhet/syuzhet.pdf>

Il pacchetto è stato progettato per consentire di scegliere tra quattro possibili lessici di *sentiment*: Bing, Afinn, Stanford e NRC Word-Emotion Association Lexicon.

Figura 10: Distribuzione del peso per emozione (articoli da maggio a luglio 2023)



Fonte: Elaborazioni degli autori

Concentrandosi sulle 4 tra le 8 emozioni che risultano maggiormente rappresentate si visualizzano attraverso il *wordcloud* le *top words*¹⁸ associate a ciascuna emozione: aspettativa, fiducia, tristezza, paura.

Figura 11: *Wordcloud* organizzato rispetto alle quattro emozioni più frequenti



Fonte: Elaborazioni degli autori

¹⁸ Si precisa che in questa elaborazione il termine IMU non presente nel dizionario utilizzato è stato inserito come tassa.

6 Conclusioni

In questo contributo sono stati estratti da diversi siti *web*, con tecniche di *web scraping*, titoli e *snippet* di articoli apparsi su riviste di settore e sezioni di quotidiani dedicati al mercato immobiliare. La base dati testuale costruita è stata trattata con tecniche *text mining* per estrarre i *trending topic* e per costruire un indicatore della fiducia degli operatori nel mercato immobiliare, nonché individuare l'emozione dominante in certo arco temporale.

L'utilizzo nell'analisi economica di dati testuali tratti da quotidiani e riviste è già sperimentato sia in ambito internazionale sia nel contesto italiano. Nel comparto immobiliare l'integrazione della fonte dati di tipo testuale a quelle più tradizionali è una pratica abbastanza diffusa nel mondo anglosassone, ma nel panorama italiano non si è a conoscenza di specifici utilizzi di questa tipologia di dati. In questo senso, il lavoro che qui si è presentato rappresenta un primo esperimento con il quale si è voluta dare evidenza soprattutto delle potenzialità che un'analisi di questo tipo può offrire.

Si sottolinea, in particolare, come la possibilità di estrarre, collezionare, analizzare il linguaggio naturale costituisca un avanzamento impensabile fino a pochi decenni fa. Inoltre, la disponibilità di *software* facili da utilizzare offre la possibilità di poter applicare tecniche sofisticate. Sintetizzare velocemente l'umore degli operatori economici in un certo settore offre un vantaggio informativo notevole che aiuta a comprendere in tempo reale l'evoluzione immediata di un fenomeno e a fare previsioni per un arco temporale più lungo. Nel mercato immobiliare comprendere in anticipo le decisioni di acquisto/vendita o concedere/prendere in locazione un immobile è un'informazione rilevante per fare previsioni e più in generale per supportare scelte di politica economica.

L'analisi dei *trending topic* ha fatto emergere alcuni temi "caldi" del primo semestre 2023 quali l'attenzione verso il pagamento dell'imposta sugli immobili, IMU, l'interesse per i contenuti e gli impatti della direttiva europea "green", mutui e locazioni come argomenti di rilievo per l'analisi del mercato immobiliare, Milano come città che più di ogni altra è l'espressione a tutto tondo del mercato immobiliare italiano e ancora la curiosità verso le proprietà immobiliari dell'ex presidente del consiglio Berlusconi a seguito della sua morte.

Si è costruito l'indicatore di *sentiment* che può aiutare a fare previsioni sull'andamento dei volumi e dei prezzi nel mercato. Per meglio comprendere la capacità informativa dell'indicatore sarebbe utile comparare l'andamento di S con quello delle serie dei volumi di compravendita nazionali, del numero di immobili locati e con l'indice dei prezzi. Al momento questa analisi non è stata condotta, ma si tratta di uno sviluppo che realisticamente può essere effettuato. Inoltre, non essendo state testate, in questo studio, le capacità di *nowcasting* e *forecasting* dell'indicatore non si è in grado di fornire una misura dell'effettivo ausilio a fini di previsione.

Oltre ad ulteriori sviluppi l'analisi meriterebbe anche miglioramenti e affinamenti. Sarebbe utile un'integrazione specifica dei dizionari utilizzati o la creazione di vocabolari specifici con termini usuali nel mercato immobiliare. Si tratta, comunque, di una prima analisi che ha inteso esplorare le potenzialità dell'utilizzo di dati testuali nell'ambito del comparto immobiliare.

In questo contributo si è voluto evidenziare come l'integrazione dell'analisi con dati non convenzionali per tipologia e fonte possa arricchire e offrire nuovi indicatori per le analisi del mercato immobiliare.

Vale la pena soffermarsi, seppur brevemente, su alcuni punti di attenzione dell'analisi svolta.

In primo luogo, vanno tenuti in giusta considerazione gli elementi di complessità dell'analisi svolta. La semplice analisi descrittiva dei lemmi non è in grado di far emergere il significato che questi assumono all'interno dei testi, moltissimi sono i termini che possono avere accezione diversa a seconda del contesto di riferimento ed inoltre intervengono spesso i modificatori di intensità, che possono rafforzare o diminuire la portata di certi termini fino a modificare o invertire il significato di un termine letto isolandolo dai termini che lo seguono o lo precedono. Gli algoritmi semantici non sempre riescono a considerare tutti questi fattori e a bilanciare le connotazioni positive,

negative, neutre, per interpretare correttamente l'attitudine di chi scrive rispetto ad una scala di polarità imposta. In quest'ottica, l'analisi basata sulle *emotion* garantisce un maggiore livello di dettaglio poiché consente di andare oltre i limiti di bilanciamento delle connotazioni positive e negative. Le *emotion* riescono a riconoscere l'emozione specifica espressa nel testo, garantendo un risultato dell'analisi più preciso.

Nel caso dei dati qui utilizzati, articoli di pubblicistica, vi è anche l'interposizione dello stile e delle idee del giornalista che riporta la notizia. Non è di secondaria importanza la scelta dei termini del modo in cui sono espresse le notizie che sono le informazioni di base sulle quali si poggia sia il *text mining* sia la *sentiment analysis*. Va detto che se da un lato c'è uno scrittore che cerca di comunicare un certo messaggio, dall'altro ci sono lettori diversi che interpreteranno lo stesso messaggio secondo le proprie convinzioni, conoscenze, credenze, competenze.

Non in ultimo va evidenziato il cambio epistemologico che l'uso di queste fonti dati non convenzionali porta con sé. Sebbene nel contributo non si sia dato esplicito spazio al tema, emerge che vi è un passaggio da un approccio che si fonda su una teoria, *theory-driven*, ad un'analisi *data-driven*. Nella ricerca teorica si parte dallo sviluppo di un'ipotesi testata con l'ausilio dell'analisi dei dati e traendo conclusioni teoriche basate sui risultati. Diversamente l'approccio *data-driven* è di tipo esplorativo e parte dall'analisi dei dati per estrarre approfondimenti scientificamente interessanti. Due percorsi diversi che, come suggerito da alcuni studi, nell'era dei *big data* dovrebbero rafforzarsi a vicenda (Maass et al, 2018) e non essere esclusivi. Questo ultimo approccio è quello che probabilmente può essere validamente perseguito anche nelle analisi del *sentiment* nel mercato immobiliare.

Bibliografia

- Akerlof, G. A., & Shiller, R. J. (2009). *Animal spirits: How human psychology drives the economy, and why it matters for global capitalism*. Princeton University Press.
- Antweiler, W., & Frank, M. Z. (2004). *Is all that talk just noise? The information content of Internet stock message boards*. *The Journal of Finance*, 59(3), 1259–1294.
- Aprigliano, V., Emiliozzi, S., Guaitoli, G., Luciani, A., Marcucci, J., Monteforte, L. (2021). *The power of text-based indicators in forecasting the Italian economic activity*. Temi di discussione (Economic working papers) 1321, Bank of Italy, Economic Research and International Relations Area
- Azar, P. D., & Lo, A. W. (2016). *The wisdom of Twitter crowds: predicting stock market reactions to FOMC meetings via Twitter feeds*. *Journal of Portfolio Management Special QES Issue 2016*, 42(5), 123–134.
- Barbaglia, L., Consoli, S., Manzan, S. (2022). *Forecasting GDP in Europe with Textual Data*. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3898680> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3898680>
- Barberis, N., Shleifer, A., & Vishny, R. (1998). *A model of investor sentiment*. *Journal of Financial Economics*, 49(3), 307–343.
- Basile V., Nissim M. (2013). *Sentiment analysis on Italian tweets*. In *Proceedings of the 4th Workshop on Computational Approaches to Subjectivity, Sentiment and Social Media Analysis*, pages 100–107, Atlanta, Georgia. Association for Computational Linguistics.
- Beracha, E., Hausler, J., Lang, M. (2018). *On the Relationship between Market Sentiment and Commercial Real Estate Performance – A Textual Analysis Examination*. *Analysis Examination, Journal of Real Estate Research*, 41:4, 605-638, DOI: 10.22300/0896-5803.41.4.605.
- Blei, D. M., Ng, A. and Jordan, M. (2003). *Latent Dirichlet allocation*. *Journal of Machine Learning Research*
- Cao J., Xia, T., Li, J., Zhang, Y., Tang, S. (2009). *A density-based method for adaptive LDA model selection*. *Neurocomputing*, <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2008.06.011>.
- Case, K. E., & Shiller, R. J. (2003). *Is there a bubble in the housing market?* *Brookings Papers on Economic Activity*, 2, 299–342
- Checkley, M. S., Higón, D. A., & Alles, H. (2017). *The hasty wisdom of the mob: How market sentiment predicts stock market behavior*. *Expert Systems with Applications*, 77, 256–263.
- Choi, H., & Varian, H. (2012). *Predicting the present with Google Trends*. *Economic record*, 88, 2-9.
- Das, S. R., & Chen, M. Y. (2007). *Yahoo! for Amazon: Sentiment extraction from small talk on the Web*. *Management Science*, 53(9), 1375–1388.
- Deveaud, R., Sanjuan, E., Bellot, P. (2014). *Accurate and Effective Latent Concept Modeling for Ad Hoc Information Retrieval*. *Document numérique*. 17. 10.3166/dn.17.1.61-84.
- Goncharov, G., Natkhov, T. (2020). *Textual Analysis of Pricing in the Moscow Residential Real Estate Market*. *Higher School of Economics Economic Journal*. 24. 101-116. 10.17323/1813-8691-2020-24-1-101-116
- Jin, C., Soydemir, G., & Tidwell, A. (2014). *The US housing market and the pricing of risk: Fundamental analysis and market sentiment*. *Journal of Real Estate Research*, 36(2), 187–219
- Johnson S. G. B., & Tuckett D. (2017). *Narrative decision-making in investment choices: How investors use news about company performance*. SSRN preprint. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3037463>.

- Maass, W., Parsons, J., P., Sandeep, S., Veda C.; and Woo, C. (2018) "*Data-Driven Meets Theory-Driven Research in the Era of Big Data: Opportunities and Challenges for Information Systems Research*," *Journal of the Association for Information Systems*, 19(12), DOI: 10.17705/1jais.00526.
- Mordhorst, M., & Schwarzkopf, S. (2017). *Theorising narrative in business history*. *Business History*, 59(8), 1155–1175.
- Nguyen, T. H., Shirai, K., & Velcin, J. (2015). *Sentiment analysis on social media for stock movement prediction*. *Expert Systems with Applications*, 42(24), 9603–9611.
- Ranco, G., Aleksovski, D., Caldarelli, G., Grčar, M., & Mozetič, I. (2015). *The effects of Twitter sentiment on stock price returns*. *Plos One*, 10(9), e138441.
- Ruscheinsky, J., Lang, M., Schäfers, W. (2018). *Real estate media sentiment through textual analysis*. *Journal of Property Investment & Finance*. 36. 10.1108/JPIF-07-2017-0050.
- Shiller, R. J. (2005). *Irrational exuberance*. Princeton University Press.
- Shiller, R. J. (2017). *Narrative economics*. *The American Economic Review*, 107(4), 967–1004.
- Shleifer, A., & Vishny, R. W. (1997). *The limits of arbitrage*. *The Journal of Finance*, 52(1), 35–55.
- Soo, Cindy. (2018). *Quantifying Sentiment with News Media across Local Housing Markets*. *Review of Financial Studies*. 31. 3689-3719. 10.1093/rfs/hhy036
- Sprenger, T. O., Sandner, P. G., Tumasjan, A., & Welpe, I. M. (2014). *News or noise? Using Twitter to identify and understand company-specific news flow*. *Journal of Business Finance & Accounting*, 41(7–8), 791–830.
- Sun, L., Najand, M., & Shen, J. (2016). *Stock return predictability and investor sentiment: A high-frequency perspective*. *Journal of Banking & Finance*, 73, 147–164.
- Walker, Clive B. (2016). *The direction of media influence: Real-estate news and the stock market*. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, Elsevier, vol. 10(C), pages 20-31.
- Zhou, G. (2018). *Measuring investor sentiment*. *Annual Review of Financial Economics*, 10(1), 239–259.
- Zhu, Enwei & Wu, Jing & Liu, Hongyu & Li, Keyang. (2022). *A Sentiment Index of the Housing Market in China: Text Mining of Narratives on Social Media*. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*. 66. 10.1007/s11146-022-09900-5