

Valutazione dell'efficienza energetica degli edifici con il metodo dei prezzi edonici: gli effetti spaziali sono rilevanti?

Marta Bottero*, Marina Bravi**,
Federico Dell'Anna***, Giulio Mondini****

parole chiave: efficienza energetica degli edifici,
classe energetica, costi energetici,
Metodo dei Prezzi Edonici (MPE),
modelli econometrici spaziali, MAS, MSE

Abstract

L'obiettivo principale di questo lavoro è quello di approfondire l'uso integrato di un modello econometrico spaziale e del Metodo dei Prezzi Edonici (MPE) per stimare il prezzo marginale implicito, come misura della disponibilità a pagare per il consumo energetico degli edifici nella città di Torino. La ricerca si inserisce nell'ambito del recente dibattito sui costi ambientali degli sprechi energetici e giustifica l'attuazione di diverse politiche incentrate sull'efficienza energetica degli edi-

fici. Il paper illustra l'applicazione di sette modelli di valutazione su un grande data-set di proprietà immobiliari nella città di Torino e evidenzia la necessità di controllare attentamente la coerenza tra l'approccio spaziale e quello econometrico. Allo stesso tempo, i risultati dell'esplorazione di un caso studio esemplare possono aiutare i ricercatori e gli amministratori pubblici nella definizione di modelli urbani innovativi in un'ottica post-carbon.

1. INTRODUZIONE

In Italia, Regioni e Comuni sono oggi interessati a incoraggiare l'efficienza energetica degli edifici attraverso azioni mirate che richiedono comunque un'attenta valutazione delle risorse coinvolte. A questo proposito, il presente lavoro è dedicato alla stima dei costi sociali del consumo energetico degli edifici, con particolare attenzione agli effetti spaziali. Che il consumo di energia segua schemi spaziali è abbastanza ovvio, dal momento che il patrimonio edilizio non è omogeneo, a causa dell'epoca di costruzione, delle caratteristiche strutturali e tecnologiche e, di conseguenza, delle prestazioni energetiche (Barthelmes *et al.*, 2016). Le stesse possibilità di migliorare gli standard energetici degli edifici storici, piuttosto che di quelli costruiti durante gli anni della crescita urbana, sono notevolmente

diverse. Ciò non significa che gli edifici più recenti siano necessariamente ad alto rendimento energetico.

Tuttavia, almeno sino ad ora, questo problema è stato considerato più da un punto di vista strutturale e tecnologico, che non da quello economico. Tanto che, nella definizione delle politiche di incentivo alla riqualificazione energetica, la struttura della proprietà immobiliare e le informazioni sul mercato sono oggi probabilmente sottostimate. In questo senso, l'introduzione della classe energetica può essere considerata un vero segnale di mercato per l'acquirente, un modo per rendere trasparenti le informazioni sul consumo energetico degli edifici e aumentare la sensibilità del consumatore alle questioni ambientali. Appare tuttavia evidente la necessità di mettere in gioco anche la disponibilità a pagare dei proprietari allo scopo di rendere più efficiente il patrimonio edilizio. A tal proposito, il

presente lavoro si concentra sull'analisi di un caso di studio reale esemplificativo relativo ad un campione di immobili residenziali della città di Torino. La ricerca, finanziata dal Dipartimento di Scienze, Progetto e Politiche del Territorio del Politecnico di Torino, si basa anche su precedenti esperienze pilota (Bottero & Bravi, 2014; Bottero *et al.*, 2016) e su una collaborazione con la Regione Piemonte e l'Energy Center del Politecnico di Torino.

Il lavoro è organizzato in cinque sezioni. Dopo una breve introduzione, la Sezione 2 fornisce una panoramica della letteratura sui prezzi edonici e sui modelli econometrici spaziali, chiarendo in che modo gli studiosi hanno saputo integrare i due approcci. L'area oggetto d'indagine e la metodologia sono descritte nelle Sezioni 3 e 4. Infine, nella Sezione 5, sono discussi i risultati dell'applicazione econometrica. Seguono le Conclusioni.

2. ANALISI DELLA LETTERATURA

Il Metodo dei Prezzi Edonici (MPE) si basa sul presupposto che le proprietà immobiliari non siano beni omogenei (Rosen, 1974). Il loro valore di mercato è influenzato dalla presenza di un insieme di attributi: localizzativi, strutturali, temporali, geografici e ambientali. Ogni caratteristica ha un prezzo implicito incorporato nel prezzo di vendita; il primo è rivelato solo dai valori osservati – preferenze rivelate – di prodotti differenziati con una quantità specifica in corrispondenza di ciascun attributo.

Il metodo ha una lunga tradizione sperimentale e conta un'enorme letteratura. Freeman *et al.* (2014) hanno fatto notare come gli economisti avessero documentato la relazione tra i prezzi delle abitazioni e le qualità ambientali molto tempo prima che questo legame fosse riconosciuto dalla teoria dei prezzi edonici (Ridker, 1967). Tuttavia, da quando è stato formulato, il modello edonico è stato impiegato, in base a determinati presupposti, per inferire la disponibilità marginale a pagare per gli attributi delle proprietà – primo stadio del modello – comprese le qualità ambientali. Coerentemente a tale impostazione, una famiglia massimizza la sua utilità spostandosi simultaneamente su ciascun livello di prezzo marginale, dove quest'ultimo può essere interpretato come la disponibilità a pagare per un'unità in più di ciascun attributo. Oltre ai cambiamenti marginali, il MPE è stato esteso per valutare i cambiamenti discreti delle qualità ambientali – secondo stadio del modello – ma questo approccio non è stato ampiamente praticato, a causa delle assunzioni a priori sulle preferenze degli individui o delle famiglie¹. Ad esempio, un'assunzione molto importante è che l'area urbana sia considerata un mer-

cato unico, in cui le famiglie dispongono di informazioni perfette su tutte le alternative presenti e che siano libere di spostarsi nello spazio. Ovviamente, questa ipotesi non appare realistica, poiché i mercati immobiliari sono segmentati e non trasparenti e le famiglie non hanno questa possibilità per diversi motivi, come la presenza di costi fissi, prestiti o altre motivazioni soggettive.

Dal punto di vista formale, la funzione edonica H è determinata da diversi attributi, come presentato nell'equazione (1):

$$H = (S_i, N_i, Q_i, T_i) \quad (1)$$

dove, per la proprietà i , S_i è un vettore di attributi strutturali; N_i è un vettore di attributi relativi al quartiere o zona; Q_i è un vettore di attributi ambientali e T_i è un vettore di variabili fittizie che tengono conto del periodo in cui si è verificata la compravendita, come l'anno, il trimestre o il semestre. Si supponga ora che la funzione di prezzo edonico H sia stata stimata per un'area urbana. La sua derivata parziale rispetto a uno qualsiasi dei suoi argomenti, ad esempio Q , fornisce il prezzo marginale implicito come importo aggiuntivo che deve essere pagato per spostarsi in una proprietà con un livello di qualità più elevato, *ceteris paribus*. Se questa funzione non è lineare, il prezzo marginale implicito di un attributo non è costante, poiché varia con il suo livello e possibilmente – se si considerano gli effetti di interazione – anche con i livelli di altre caratteristiche.

Per la stima empirica, il MPE si basa sulla tecnica di regressione, che viene criticata per una serie di problemi che possono portare a stime distorte, come la specificazione della forma funzionale, l'eterogeneità spaziale, l'autocorrelazione spaziale, il cambiamento della qualità abitativa, la multicollinearità e l'eteroschedasticità. Il MPE è stato progressivamente perfezionato, con l'aiuto di strumenti di calcolo più potenti e tecniche evolute. Una di queste è il *Geographic Information System* (GIS), che consente l'identificazione e la valutazione degli effetti spaziali (Anselin, 1998). Un'altra implementazione del metodo fa capo all'evoluzione nell'uso dei cosiddetti *big data*, che consentono un facile accesso, in breve tempo, a una massa enorme di informazioni di mercato, riducendo le risorse e il tempo dedicato alla raccolta dei dati campionari. L'esperimento presentato nel presente articolo trae particolare vantaggio da tale processo².

L'importanza dello spazio – o della localizzazione – nel determinare i valori immobiliari è universalmente riconosciuta. L'introduzione di effetti spaziali nel MPE è stata avviata a partire da un ragionamento sull'autocorrelazione del

¹ Quando tutte le famiglie sono simili e con caratteristiche di reddito omogenee, il coefficiente edonico può essere interpretato come la disponibilità a pagare marginale; ma solo in casi estremi, quando tutti i consumatori hanno redditi e funzioni di utilità identici, la curva di prezzo marginale implicito è identica alla funzione di domanda inversa per un certo attributo.

² La banca dati della città di Torino sviluppata nella presente ricerca viene regolarmente implementata grazie alla collaborazione con l'agenzia immobiliare online Immobiliare.it (www.immobiliare.it) garantendo così un continuo accesso ai big data di riferimento. Un ringraziamento speciale va a Immobiliare.it per la proficua e continuativa collaborazione.

termine di errore nella regressione edonica (Dubin, 1992). In questo caso, le caratteristiche del quartiere che non possono essere individuate dall'analista sono considerate responsabili di causare stime distorte. Un altro problema è invece legato all'effetto di adiacenza, dovuto alla stessa natura del mercato immobiliare (Can, 1992).

In effetti, in un mercato segmentato e non perfettamente competitivo, in cui le informazioni su prezzi e quantità sono carenti, gli acquirenti consultano i valori delle quotazioni delle proprietà vicine prima di fare un'offerta. Allo stesso modo, venditori e agenti utilizzano i valori dei prezzi di listino per determinare un preventivo e porre il bene sul mercato. Soprattutto nelle fasi di boom, i venditori possono guidare il mercato e gli acquirenti sono più propensi ad accettare le quotazioni di immobili simili venduti di recente. Compratori eccessivamente ottimisti rafforzano involontariamente la dipendenza spaziale dai prezzi. Viceversa, nelle fasi di flessione dei valori, i venditori potrebbero essere riluttanti a vendere una proprietà a un prezzo inferiore rispetto a quello che ritengono equo. Questo secondo tipo di comportamento può contribuire a indebolire l'effetto spaziale, oltre che a ridurre le vendite (Hyun e Milcheva, 2018). In altre parole, i fenomeni economici spaziali possono essere spiegati molto più dall'economia comportamentale che dalla teoria dell'equilibrio di mercato. Coerentemente, dal punto di vista della valutazione immobiliare, il valore di mercato è determinato da proprietà simili e vendite di recente e si basa sul principio comparativo, definendo così un altro argomento a sostegno della presenza degli effetti di adiacenza; in altre parole, si tratta di ciò che è generalmente considerato lo *iustum pretium* dal punto di vista del valutatore. D'altra parte, la presenza di un prezzo di riserva e il suo ruolo nel determinare la decisione di vendere o meno è ben documentata nella letteratura immobiliare (Haurin *et al.*, 2010), almeno quando i venditori guidano il mercato. Infine, dal lato dell'offerta, gli attributi abitativi mostrano un alto grado di correlazione spaziale; le proprietà vicino al centro città sono in genere più vetuste, più grandi – almeno in Italia – e prive di garage o altre caratteristiche complementari. Al contrario, le proprietà suburbane sono generalmente più nuove, più piccole e, rispetto all'efficienza energetica, sono normalmente più performanti.

Krause & Bitter (2012) hanno riscontrato un crescente utilizzo, a partire dagli anni 2000, di modelli spaziali avanzati nella letteratura relativa ai prezzi edonici come una delle tendenze principali nel campo della valutazione immobiliare. Ad esempio, Huang *et al.* (2017) hanno esaminato la distribuzione spaziale dei prezzi degli immobili residenziali a Shanghai utilizzando 12.732 osservazioni valide. I risultati dell'analisi sono stati utilizzati per raccomandare l'uso dei modelli spaziali nella Pubblica Amministrazione per la formulazione di politiche d'uso del territorio e di pianificazione territoriale. Inoltre, una considerevole quantità di letteratura è stata pubblicata sull'effetto degli spazi verdi sui prezzi degli immobili. In particolare, Du & Huang (2018) hanno utilizzato e confrontato tre diversi modelli spaziali per studiare il valore della qualità delle zone umide urba-

ne sui prezzi delle abitazioni a Hangzhou (Cina), riscontrando valori positivi ed eterogenei in relazione alla prossimità a questo tipo di ambienti.

Una parte consistente di letteratura, tuttora in crescita, ha studiato l'influenza delle esternalità negative sui prezzi delle abitazioni. Recentemente, un modello proposto da Cordera *et al.* (2018) ha stimato la presenza di relazioni spaziali tra i valori immobiliari e un'area industriale nella provincia di Taranto (Italia). Un modello spaziale è stato invece implementato a Nantes (Francia) al fine di verificare gli effetti dell'inquinamento atmosferico e dell'esposizione al rumore sui prezzi delle abitazioni (Boennec & Salladarré, 2017). Tra gli altri, due importanti contributi di riferimento per il presente lavoro, sono quelli di Won Kim *et al.* (2003) e Chong *et al.* (2003), dove l'attenzione è focalizzata sull'applicazione congiunta di modelli econometrici spaziali per la valutazione ambientale.

3. AREA DI STUDIO

Come già anticipato nell'Introduzione, il caso di studio considerato nella presente ricerca fa riferimento alla città di Torino. Tale area urbana è stata scelta per due motivi. Innanzitutto, Torino è caratterizzata da una bassa qualità atmosferica. Il calo della qualità dell'aria è stato documentato di recente nei rapporti sulle principali città europee (WHO, 2016; Legambiente, 2018), dove Torino è considerata una delle peggiori città a livello europeo, con un livello molto alto di PM10 e altre polveri sottili che derivano per il 49% dal settore del riscaldamento con picchi fino al 75% nel periodo invernale (Arpa Piemonte, 2016). In secondo luogo, l'area presenta un elevato livello di consumo energetico legato alla densità urbana (6.930,5 ab. per km²) e ai flussi di traffico stradale. In tal senso, il ruolo fondamentale degli edifici nelle emissioni di CO₂ e nel consumo di energia è stato ampiamente riconosciuto (Klessmann *et al.*, 2011), richiamando le politiche dell'Unione Europea su questo tema. Non meno importante per l'identificazione del caso-studio è stata la disponibilità di un ampio set di dati, implementato regolarmente, costituito da annunci immobiliari, con quotazioni – o prezzi di listino – e molte caratteristiche di interesse, tra le quali spiccano il consumo di energia e la classe energetica.

Dal punto di vista geografico, Torino, con una popolazione di 884.733 abitanti, è il capoluogo della regione Piemonte, oltre che della sua area metropolitana. Il suo mercato immobiliare è uno dei più grandi tra le città italiane, ma con i prezzi delle abitazioni più bassi in termini assoluti: circa il 50% in meno rispetto ai prezzi medi di Milano e circa il 19% in più rispetto ai prezzi medi di Palermo, che presentano, rispettivamente, i prezzi più alti e più bassi a livello nazionale. Secondo i dati provenienti dall'Agenzia delle Entrate (OMI, 2017), a fronte di una ripresa del numero totale di compravendite, iniziata a partire dal 2014, dopo un lungo calo dovuto alla crisi finanziaria globale, il prezzo medio continua a scendere. Ciò potrebbe essere dovuto a un eccesso di offerta sulla domanda. A riprova di ciò, è possi-

bile ricordare in primo luogo la sovrapproduzione di nuovi edifici, provocata dalle trasformazioni urbane che, tra il 1995 e il 2015, hanno trasformato cinque milioni di metri quadrati di aree industriali; in secondo luogo, il declino demografico dell'area urbana e l'impovertimento della popolazione, in particolare dei gruppi giovani e deboli, ora più che mai orientati al mercato degli affitti. Un altro aspetto importante da considerare sono le caratteristiche del patrimonio edilizio esistente, dal punto di vista delle prestazioni energetiche e dello stato di manutenzione. Considerando il 1977 come un punto di riferimento chiave nel tempo – un anno cruciale per il settore delle costruzioni perché sono entrate in vigore le prime regole sull'efficienza energetica degli edifici – l'attuale mercato immobiliare torinese mostra un'elevata percentuale di immobili costruiti prima di questa data (83,48% delle vendite³), mentre solo l'8,36% è rappresentato da edifici realizzati negli ultimi 10 anni. Di conseguenza, la recente sovrapproduzione sembrerebbe essere in parte assorbita da un mercato caratterizzato da uno stock molto al di sotto degli standard di consumo energetico. L'ubicazione di nuovi edifici, con prestazioni più elevate, è oggi puntuale anziché concentrata in alcune aree; o meglio, si trova dove le aspettative di redditività dello sviluppatore sono più alte e dove vi è disponibilità di suolo. Al contrario, il presente lavoro muove dalla necessità di monetizzare i benefici derivanti dalle politiche di incentivo focalizzate sulle aree più carenti e che consumano più energia.

³ Nostra elaborazione su dati propri.

4. METODOLOGIA

Per raggiungere l'obiettivo principale, questo studio prende esplicitamente in considerazione gli effetti spaziali nella stima del modello edonico per l'efficienza energetica degli edifici. A tale scopo è stato utilizzato un campione di 15.295 immobili oggetto di compravendita per i quali era stato pubblicato un prezzo di listino – quotazione – su uno dei principali portali italiani, in un periodo compreso tra il 2015 e il primo trimestre del 2018. Il campione copre l'intera area urbana della città di Torino. Innanzitutto, sono state selezionate una serie di variabili esplicative, in cui il consumo energetico certificato, o indice di prestazione energetica globale (IPE), rappresenta la caratteristica ambientale⁴. Alcuni test preliminari hanno consentito l'identificazione di nove variabili esplicative (Tabella 1), più quella dipendente come prezzo di listino totale.

⁴ Una proprietà di più di trent'anni dovrebbe consumare, in media, in un anno, da 180 a 200 kWh per m². Un requisito notevole considerando che una proprietà classificata in classe energetica "B" – uno standard minimo per i nuovi edifici – può consumare in media tra 30 e 40 kWh per m² all'anno. Il consumo energetico certificato è, di conseguenza, il consumo di energia in kWh per m² all'anno attribuito a una proprietà dalla certificazione della classe energetica. Il nome tecnico è Indice di Prestazione Energetica globale (EPgl), chiamato anche IPE, un parametro architettonico che indica la quantità di energia consumata in modo che l'edificio – o l'unità immobiliare – raggiunga le condizioni di comfort per il riscaldamento invernale, la produzione di acqua calda sanitaria, il condizionamento estivo e l'illuminazione artificiale.

Tabella 1 - Elenco delle variabili

VARIABILI DIPENDENTI E INDIPENDENTI					
Variabili:	Unità di misura	Min	Max	Media	Dev. st.
Superficie (m ²)	Cardinale	20	578	90,73	46,88
Energia (kWh/anno)	Cardinale	126,36	219.190	16.846,36	11.326,25
Classe energetica (A=1; B=2; C=3; D=4; E=5; F=6; G=7)	Ordinale	1	7	4,86	1,68
EPgl (kWh/m ²)	Cardinale	3,5	975	188,87	82,32
Piano	Cardinale	0	15	2,88	2,14
Ascensore (1=sì; 0=no)	Nominale	0	1	0,73	0,44
Stato di manutenzione (0 = Scarso / Da ristrutturare; 1 = Buono; 2 = Ristrutturato; 4 = Nuovo / In costruzione)	Ordinale	0	3	1,49	0,83
Segmento di mercato (0 = Basso; 1 = Medio; 2 = Alto; 3 = Molto alto)	Ordinale	0	3	1,29	0,73
Anno_17 (1=2017; 0=Altro)	Nominale	0	1	0,07	0,26
Anno_18 (1=2018; 0=Altro)	Nominale	0	1	0,26	0,44
Prezzo totale di listino (dipendente)	Cardinale	90.000	3.600.000	186.672,84	17.506,11
Prezzo al m ²	Cardinale	412,5	8000	1859,15	864,75

Prima di illustrare e commentare i risultati, è forse utile evidenziare alcuni noti problemi che normalmente si verificano in questo tipo di applicazioni. In generale, il MPE si basa sulla tecnica di regressione, che, come già anticipato, viene criticata da alcuni autori per una serie di problemi econometrici che possono portare a stime distorte, quali la specificazione della forma funzionale, il fenomeno dell'adiacenza spaziale, l'autocorrelazione spaziale, la segmentazione del mercato e i cambiamenti della qualità delle proprietà nel tempo (Palmquist, 2005). Ai fini di questo studio, la discussione si concentrerà sulle prime tre questioni.

Prima di tutto, i risultati estimativi sono sensibili alla scelta della forma funzionale, in quanto la teoria economica non fornisce linee guida chiare su come selezionarla. Tuttavia, lo studio dei mercati immobiliari ha mostrato che, come altri noti fenomeni economici, la variazione dei prezzi di compravendita mostra frequentemente una relazione non lineare con le principali variabili esplicative. Inoltre, la ricerca della disponibilità individuale, o familiare, a pagare richiede che il coefficiente lungo la funzione di prezzo implicito non sia costante. Tipicamente, i modelli di regressione edonici non lineari sono specificati applicando un semplice modello parametrico attraverso la trasformazione dei dati in logaritmi, spesso testati con un modello quadratico di tipo Box-Cox generalizzato. Tuttavia, alcuni studiosi (Cassel e Mendelsohn, 1985) hanno criticato questo metodo perché non sempre conduce a stime coerenti e interpretabili. Invece, una differenza sostanziale riguarda la scelta dell'algoritmo di stima e il calcolo dei prezzi marginali impliciti. Ad esempio, il metodo dei Minimi Quadrati Ordinari (MQO) comporta l'uso di dati trasformati, mentre il metodo della Massima Verosimiglianza (MV) consente di utilizzare quelli originali. L'impostazione tipica è, nel secondo caso, rappresentato dalla seguente equazione (2):

$$P_j = \beta_0 \alpha_j^{\beta_1} \alpha_j^{\beta_2} \dots \alpha_j^{\beta_n} \varepsilon_j \quad (2)$$

dove P_j è il valore di mercato, β_j indicano i coefficienti di stima delle diverse variabili, α_{ji} è la quantità delle variabili in gioco e ε_j il termine d'errore.

Utilizzando il metodo MV, la forma log-log, esponenziale nei coefficienti, solitamente utilizzata per stimare la funzione di produzione di Cobb-Douglas, consente di ottenere i prezzi marginali impliciti calcolando il seguente rapporto incrementale:

$$\delta P_j / \delta \alpha_{ji} = (P_j / \alpha_{ji}) \beta_j \quad (3)$$

dove P_j è il valore di mercato stimato utilizzando i parametri del miglior modello adattato e α_{ji} è la quantità della caratteristica sotto esame, come, ad esempio, il consumo di energia. Oltre a stimare i prezzi marginali impliciti, questo modello aiuta a tenere conto della complementarità – o effetto d'interazione – tra attributi immobiliari, che possono essere testati seguendo il seguente schema: a) se la somma degli esponenti dell'equazione di regressione è

uguale a 1, vi è complementarità tra le caratteristiche; b) se è maggiore di 1, è presente una complementarità incrementale; c) se è inferiore a 1, vi è una complementarità decrementale. Questo modello risulta quindi utile per stimare i prezzi impliciti e la disponibilità a pagare.

Altri aspetti importanti nelle applicazioni MPE sono, come detto sopra, la dipendenza spaziale, o effetto di adiacenza, e l'autocorrelazione spaziale. Quando gli errori sono correlati a causa di variabili non osservate o errori di misura delle caratteristiche relative alla localizzazione, il modello, altrimenti definito come Modello Spaziale a correzione dell'Errore (MSE), deve essere specificato come segue:

$$P = \beta_0 + \alpha_1 \beta_1 + \dots \alpha_n \beta_n + \varepsilon \\ \varepsilon = \lambda W \varepsilon + u \quad (4)$$

dove W è la matrice spaziale dei pesi, λ è il coefficiente di errore spaziale e u è un termine di errore non correlato. Come osservato in letteratura, la definizione di W si basa su una serie di passaggi non neutrali, se riferiti ai risultati della stima (Seya et al., 2013). Tra i diversi approcci, quelli più utilizzati per costruire la matrice spaziale dei pesi sono il cosiddetto *k-nearest neighbor*, la distanza inversa di *cut-off* e la contiguità tra i poligoni. La scelta dipende anche dalla struttura dei dati GIS: coordinate geografiche – latitudine e longitudine – dei punti, poligoni, raster o altre entità geo-politiche significative. Inoltre, si presume che W sia esogena ai fini dell'identificazione, o dell'interpretazione dei parametri e che i suoi elementi diagonali siano posti uguali a zero, al fine di evitare che la previsione sia riferita ai medesimi. In ultimo, W è anche normalizzata per righe, al fine di prevenire la singolarità (Anselin, 1988).

Un'altra forma molto diffusa è l'autoregressione spaziale con errore ponderato o Modello di Autoregressione Spaziale (MAS), come precisato nell'espressione che segue:

$$P = \beta_0 + \rho WP + \alpha_1 \beta_1 + \dots \alpha_n \beta_n + \varepsilon \\ \varepsilon = \lambda W \varepsilon + u \quad (5)$$

Il termine ρWP corrisponde a un prezzo medio ponderato delle osservazioni più vicine, mentre i parametri λ e ρ sono comunemente noti come coefficienti di autocorrelazione. Riassumendo, nel MSE, $\rho = 0$, e nel MAS, $\lambda = 0$, in modo che gli errori, ε , risultino indipendenti e identicamente distribuiti. Il modello SAR implica anche che esistano effetti di traboccamento diretto dei prezzi delle proprietà vicine sulla singola compravendita (Le-Sage e Pace, 2009). La presenza di ρ e della matrice W ha, tuttavia, un effetto significativo sul calcolo dei prezzi marginali impliciti. In questo caso, seguendo Won Kim et al. (2003), la formula diventa:

$$\delta P_j / \delta \alpha_{ji} = \beta_j (I - \rho W)^{-1} \quad (6)$$

La formula può essere interpretata come segue. Il prezzo dell'abitazione nella posizione j non è influenzato solo da un cambiamento marginale di una sua caratteristica – ad

esempio, il consumo di energia –, ma anche dai cambiamenti marginali delle proprietà vicine. L'impatto totale di un cambiamento nel consumo di energia è la somma degli impatti diretti e indiretti. In altre parole, vi è un aggiustamento di prezzo tra proprietà vicine, principalmente a causa delle ragioni esposte nella Sezione 2. Questa formula non si applica al MSE, dove la correzione dell'errore compensa l'omissione di variabili relative alle esternalità e ai beni pubblici locali e i prezzi marginali impliciti sono costanti, supponendo che la forma funzionale sia lineare.

A causa della simultaneità della stima, i modelli MSE e MAS non possono essere risolti utilizzando MQO; pertanto, vengono utilizzati il metodo di MV o variabili strumentali.

5. RISULTATI SPERIMENTALI

I risultati sperimentali sono riassunti nelle Tabelle 2-8. Le prime due (Tabelle 2 e 3) evidenziano i risultati dei modelli lineare e log-log calcolati tramite lo stimatore dei MQO. La terza (Tabella 4) riassume le stime del modello non lineare – esponenziale moltiplicativo – calcolato tramite la MV, mentre le quattro seguenti (Tabelle 5 - 8) mostrano i risultati dei modelli MSE e MAS, gli unici che testano gli effetti spaziali. Com'è noto, l'algoritmo dei MQO si basa su assunzioni semplici e dirette: a) assenza di multicollinearità delle variabili esplicative; b) i termini di errore sono assunti normali e distribuiti in modo indipendente, con media 0 e varianza costante (eteroschedasticità). In generale, MQO è piuttosto robusto, ossia piccole violazioni delle ipotesi

del modello non invalidano l'inferenza o le conclusioni. Violazioni più importanti per almeno una delle ipotesi possono invece portare a conclusioni fortemente fuorvianti nella stima dei parametri. Di solito, nel campo del mercato immobiliare, la violazione principale riguarda l'assenza di correlazione degli errori, un problema a cui i modelli avanzati di regressione hanno cercato di rimediare. L'analisi dei residui evidenzia facilmente questo problema anche in questo caso. Come già evidenziato, si è trattato di capire se ciò fosse dovuto principalmente agli effetti spaziali.

Sulla base delle Tabelle 2 e 3, è facile verificare la correttezza di segni, delle quantità e la significanza – quinta e sesta colonna – dei singoli coefficienti, oltre alla bontà di adattamento del modello. Le nove variabili esplicative precedentemente identificate superano il test di significanza statistica e mostrano quantità e segni appropriati. Il modello lineare è l'unico ad avere un significato quantitativo monetario immediato. In altre parole, da questi risultati, è possibile dedurre immediatamente il valore dei prezzi marginali impliciti. Un'osservazione dovrebbe essere fatta sul segno negativo della variabile PIANO che dovrebbe essere interpretato con attenzione. Vivere a un piano alto può essere considerato un vantaggio – se l'edificio è molto elevato con finestre luminose e grandi terrazze – o uno svantaggio, soprattutto se non ci sono ascensori. Da un diverso punto di vista, una maggiore insolazione attenua il consumo di riscaldamento, ma aumenta la necessità di condizionamento in estate. Quindi, come previsto, la complementarità tra le caratteristiche immobiliari rimane una questione irrisolta nei modelli di regressione. In effetti, i

Tabella 2 - Risultati del modello di regressione - Modello lineare (MQO)

RISULTATI DELLA REGRESSIONE – MODELLO LINEARE (MQO) – NUMERO OSSERVAZIONI = 15.295									
Variabile dipendente: Prezzo totale di listino	Coefficienti (β)	Errore Std.	Coeffi- cienti standard	t	Sig.	Intervallo di confidenza 95,0%		Statistiche collinearità	
Variabili indipendenti:						Limite inferiore	Limite superiore	Tolleranza	VIF
(Costante)	-134.096,486	4.268,013		-31,419	0,000	-142.462,301	-125.730,672		
Superficie (m ²)	3.082,848	22,292	0,819	138,294	0,000	3.039,153	3.126,542	0,388	2,576
Energia (kWh/anno)	-0,579	0,092	-0,037	-6,303	0,000	-0,758	-0,399	0,392	2,549
Classe energetica	-4.471,308	515,204	-0,043	-8,679	0,000	-5.481,170	-3.461,446	0,563	1,777
Piano	-2.639,573	313,860	-0,032	-8,410	0,000	-3.254,776	-2.024,369	0,935	1,070
Ascensore	2.816,049	926,153	0,012	3,041	0,002	1.000,680	4.631,419	0,847	1,181
Stato di manutenzione	20.141,998	921,113	0,095	21,867	0,000	18.336,508	21.947,489	0,724	1,381
Segmento di mercato	34.680,438	1.036,096	0,145	33,472	0,000	32.649,567	36.711,309	0,727	1,376
Anno_17	-6.656,225	2.531,003	-0,010	-2,630	0,009	-11.617,292	-1.695,158	0,97	1,031
Anno_18	-10.291,377	1.517,842	-0,025	-6,780	0,000	-13.266,528	-7.316,226	0,968	1,033
Errore std. della stima	80.522,653	R ²	0,7920	R ² aggiustato		0,7919	Test di Durbin-Watson		1,8537

Valutazione dell'efficienza energetica degli edifici con il metodo dei prezzi edonici: gli effetti spaziali sono rilevanti?

Tabella 3 - Risultati del modello di regressione - Modello non lineare (MQO)

RISULTATI DELLA REGRESSIONE – MODELLO LOG-LOG (OLS) – NUMERO OSSERVAZIONI = 15.295									
Variabile dipendente: Prezzo totale di listino	Coefficienti (β)	Errore std.	Coefficienti Std.	t	Sig.	Intervallo di confidenza 95,0%		Statistiche collinearità	
Variabili indipendenti:						Limite inferiore	Limite superiore	Tolleranza	VIF
(Costante)	6,4420	0,0439		146,7939	0,000	6,3560	6,281		
Superficie (m ²)	1,3016	0,0086	0,7630	150,7554	0,000	1,2847	1,3185	0,515	1,943
Energia (kWh/anno)	-0,0653	0,0058	-0,0566	-11,2496	0,000	-0,0767	-0,0359	0,521	1,919
Classe energetica	-0,1803	0,0108	-0,0728	-16,6374	0,000	-0,2015	-0,1590	0,689	1,451
Piano	-0,0246	0,0045	-0,0204	-5,4373	0,000	-0,0335	-0,0157	0,941	1,062
Ascensore	0,1379	0,0065	0,0840	21,3057	0,000	0,1252	0,1506	0,849	1,178
Stato di manutenzione	0,2527	0,0076	0,1334	33,2556	0,000	0,2378	0,2676	0,82	1,220
Segmento di mercato	0,3733	0,0083	0,1871	45,1479	0,000	0,3571	0,3895	0,768	1,303
Anno_17	-0,0349	0,0060	-0,0215	-5,8115	0,000	-0,0467	-0,0231	0,967	1,034
Anno_18	-0,716	0,0062	-0,0428	-11,5937	0,000	-0,0837	-0,595	0,968	1,033
Errore std. della stima	0,3278	R ²	0,7985	R ² aggiustato		0,7983	Test di Durbin-Watson		1,8962

modelli lineari non possono prendere in considerazione gli effetti di interazione tra variabili diverse, il che spiega perché il modello moltiplicativo esponenziale funzioni meglio (Tabella 4).

Altri importanti effetti di interazione da considerare per questo studio sono rappresentati dalla relazione tra CLASSE ENERGETICA ed ENERGIA e tra SUPERFICIE ed ENERGIA. Come accennato in precedenza, quest'ultima è il risul-

**Tabella 4 - Risultati del modello di regressione
Modello moltiplicativo esponenziale (MV)**

RISULTATI DELLA REGRESSIONE - MODELLO MOLTIPLICATIVO ESPONENZIALE (MV)				
Variabile dipendente: Prezzo totale di listino	Coefficienti (β)	Errore std.	Intervallo di confidenza 95,0%	
Variabili indipendenti:			Limite inferiore	Limite superiore
(Costante)	412,2232	13,7226	385,3253	439,1210
Superficie (m ²)	1,2883	0,0065	1,2755	1,3011
Energia (kWh/anno)	-0,0222	0,0044	-0,0308	-0,0137
Classe energetica	-0,1239	0,0063	-0,1362	-0,1116
Piano	-0,0253	0,0042	-0,0336	-0,0170
Ascensore	0,0941	0,0075	0,0794	0,1088
Stato di manutenzione	0,1660	0,0079	0,1506	0,1815
Segmento di mercato	0,5287	0,0114	0,5064	0,5510
Anno_17	-0,0369	0,0091	-0,0548	-0,0190
Anno_18	-0,0494	0,0058	-0,0609	-0,0380
R ²	1 - (Somma dei quadrati dei residui) / (Somma dei quadrati corretta) = 0,8226			Numero oss. = 15.295

tato della moltiplicazione del consumo annuale certificato di energia – indice globale di prestazione energetica (EPgl) – per la superficie della proprietà. Le statistiche sulla multicollinearità – nona e decima colonna – potrebbero aiutare a rilevare se gli effetti di interazione sono sottostimati con i modelli che utilizzano il MQO. Sebbene non esista una soglia specifica del valore del VIF – *Variance Inflation Factor* – che determini in modo inequivocabile la presenza di multicollinearità, le caratteristiche con i livelli più alti possono essere identificate.

Altre variabili significative sono SEGMENTO DI MERCATO e STATO DI MANUTENZIONE. Come accennato nella Sezione 3, a Torino, al momento, il mercato immobiliare residenziale è caratterizzato da un'elevata percentuale di immobili vetusti e che consumano energia, almeno offerti sul mercato, ancorché non ancora compravenduti. È facile comprendere l'importanza dello stato di manutenzione dell'edificio e del segmento di mercato in relazione all'orientamento della domanda. Tra le altre cose, il primo testimonia incontestabilmente la presenza di segmentazione nel mercato immobiliare urbano. Infine, ANNO_17 e ANNO_18 rappresentano la variazione temporale dei prezzi; come spiegato in precedenza, anche se il numero di vendite è in aumento, il prezzo di listino non cessa di diminuire.

Prima di applicare i modelli spaziali, è stata eseguita un'analisi di correlazione spaziale globale (Figura 1). A tale scopo, la scelta della matrice spaziale dei pesi è obbligatoria. Come menzionato nella Sezione 4, la scelta dei pesi di adiacenza è una fase fondamentale dell'analisi spaziale. In questo caso, la scelta è caduta sulla creazione di una matrice di adiacenza dei poligoni di Thiessen costruiti attorno ai punti – le osservazioni – identificati dalle loro coordinate geografiche, latitudine e longitudine (Figura 2). Valutare se due poligoni siano contigui richiede l'uso di strutture di dati spaziali esplicite per gestire la posizione e la disposizione dei poligoni stessi. A tale scopo, il presente studio utilizza il software gratuito GeoDa© e le sue funzionalità.

Più nello specifico, la Figura 1 mostra l'indice di Moran. Le variabili sono standardizzate in modo che le unità nel grafico corrispondano alle deviazioni standard. I quattro quadranti nel grafico forniscono una classificazione di quattro tipi di autocorrelazione spaziale: alto-alto (in alto a destra), basso-basso (in basso a sinistra), per autocorrelazione spaziale positiva; alto-basso (in basso a destra) e basso-alto (in alto a sinistra), per autocorrelazione spaziale negativa. L'inclinazione della linea di regressione è l'indice di Moran, mostrato nella parte superiore del grafico (Anselin, 1996). L'indice mostra un livello discreto di autocorrelazione spaziale, anche se non troppo elevata, dovuto probabilmente anche alla presenza di alcuni valori anomali.

La bontà dell'adattamento dei quattro modelli spaziali (Tabelle 5 - 8) sembra offrire supporto all'ipotesi che vi sia una struttura spaziale dei valori immobiliari e che, di conseguenza, questa condizioni la Disponibilità a Pagare (DAP) per il consumo di energia. Potrebbe essere particolarmente vero per il MSE, in cui l'effetto spaziale è dovuto alla mancanza di un'adeguata e completa identificazione delle varia-

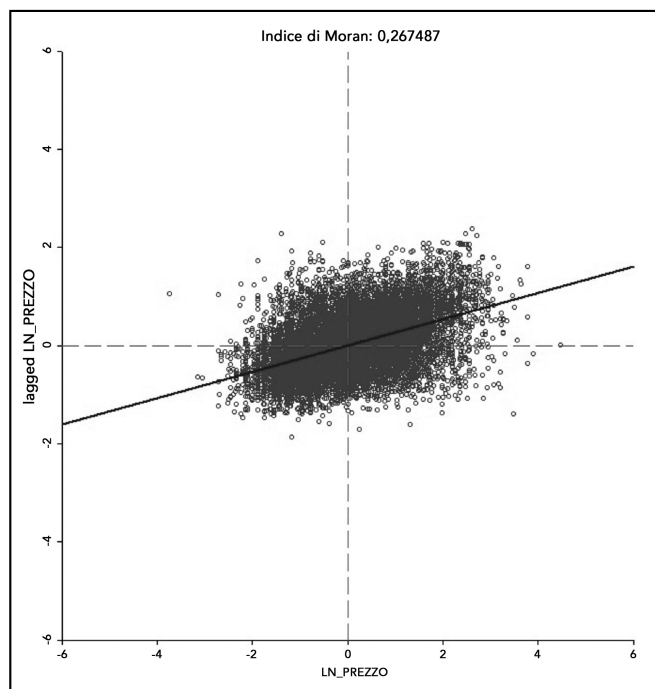


Figura 1 - Indice di Moran

bili esplicative a livello micro-territoriale. La scelta di questo modello ha anche permesso di abbandonare l'idea che la DAP per il consumo energetico degli edifici sia influenzata dai valori delle proprietà vicine, ipotesi non pienamente coerente con la teoria dei prezzi edonici. Inoltre, la necessità di ottenere una variazione non costante dei prezzi marginali impliciti rispetto alla funzione di consumo energetico ha guidato la scelta finale verso il modello a correzione dell'errore non lineare senza l'effetto della variabile PIANO.

Come accennato in precedenza, il prezzo marginale implicito può essere interpretato come la DAP marginale assumendo che il mercato immobiliare residenziale sia in equilibrio. Una considerazione importante da fare è che i benefici marginali sono capitalizzati nella proprietà e non rappresentano il reddito annuale. In questo senso, il valore marginale è influenzato dalla durata dell'intervallo temporale in cui il proprietario risiederà nella proprietà, dal prezzo previsto per questo attributo quando venderà l'immobile, per lo più incognito, dal tasso di sconto e dall'andamento futuro dei costi energetici. Se ci si attende che i costi energetici crescano in futuro, i benefici marginali capitalizzati potrebbero diminuire. Viceversa, i benefici marginali capitalizzati potrebbero aumentare se si prevede che i costi energetici tendano a diminuire.

Ricordando che, nel caso del consumo energetico degli edifici, l'unità di misura è il kWh annuo, il significato economico è più immediato. Questo rappresenta il costo annuale per il consumo di energia che il proprietario è disposto a pagare per un'abitazione situata in una certa area urbana con caratteristiche strutturali specifiche, tra

Valutazione dell'efficienza energetica degli edifici con il metodo dei prezzi edonici: gli effetti spaziali sono rilevanti?

Tabella 5 - Risultati del modello di regressione - Modello spaziale a correzione dell'errore lineare (MV)

MODELLO SPAZIALE A CORREZIONE DELL'ERRORE (MV)				
Variabile dipendente: Prezzo totale di listino	Coefficienti (β)	Errore std.	valori-z	Sig.
Variabili indipendenti:				
Coefficiente variabile ritardata (λ)	0,4463	0,0132	33,7930	0,0000
Costante	-125.483,000	3.938,120	-31,8635	0,0000
Superficie (m ²)	3.014,600	21,670	139,1150	0,0000
Energia (kWh/anno)	-0,494	0,088	-5,6273	0,0000
Classe energetica	-4.220,000	502.192	-8,4032	0,0000
Piano	-1.516,110	303.504	-4,9954	0,0000
Ascensore	5.841,510	1.551,220	3,7657	0,0002
Stato di manutenzione	20.586,200	886,801	23,2140	0,0000
Segmento di mercato	29.194,300	1.004,810	29,0544	0,0000
Anno_17	-7.572,070	2.421,290	-3,1273	0,0018
Anno_18	-9.182,330	1.455,660	-6,3080	0,0000
Errore della stima	76.855,2	Criterio di Akaike		387.898
Log likelihood	-193.939,088	Criterio di Schwarz		387.975
R ²	0,810393	Sigma ²		5,91E+09
Dipendenza spaziale dell'errore per la matrice dei pesi	DF	Valore	Prob.	Numero oss. = 15.295
	1	1.070,7764	0,0000	

Tabella 6 - Risultati del modello di regressione - Modello autoregressivo spaziale lineare (MV)

MODELLO AUTOREGRESSIVO SPAZIALE LINEARE (MV)				
Variabile dipendente: Prezzo totale di listino	Coefficienti (β)	Errore std.	valori-z	Sig.
Variabili indipendenti:				
Coefficiente variabile ritardata (ρ)	0,2127	0,0069	30,7240	0,0000
Costante	-160.314,000	3.939,340	-40,6958	0,0000
Superficie (m ²)	2.970,150	21.923	135,4790	0,0000
Energia (kWh/anno)	-0,544	0,089	-6,1364	0,0000
Classe energetica	-3.826,050	498,595	-7,6737	0,0000
Piano	-1.931,870	303,823	-6,3585	0,0000
Ascensore	4.236,800	1.538,820	2,7533	0,0059
Stato di manutenzione	20.356,100	890,93	22,8593	0,0000
Segmento di mercato	29.851,800	1.010,040	29,5551	0,0000
Anno_17	-7.169,510	2.446,880	-2,9301	0,0034
Anno_18	-9.535,190	1.467,480	-6,4977	0,0000
Errore della stima	77.845,8	Criterio di Akaike		388.017
Log likelihood	-193.997,000	Criterio di Schwarz		388.101
R ²	0,805473	Sigma ²		6,06E+09
Dipendenza spaziale della variabile ritardata per la matrice dei pesi	DF	Valore	Prob.	Numero oss. = 15.295
	1	9.541,372	0,0000	

Tabella 7 - Risultati del modello di regressione - Modello spaziale a correzione dell'errore non lineare (MV)

MODELLO SPAZIALE A CORREZIONE DELL'ERRORE NON LINEARE (MV)				
Variabile dipendente: Prezzo totale di listino	Coefficienti (β)	Errore std.	valori-z	Sig.
Variabili indipendenti:				
Coefficiente variabile ritardata (λ)	0,5738	0,0113	50,9817	0,0000
Costante	6,5879	0,0410	160,5940	0,0000
Superficie (m ²)	1,2502	0,0080	155,8250	0,0000
Energia (kWh/anno)	-0,0552	0,0053	-10,3462	0,0000
Classe energetica	-0,1887	0,0107	-17,5849	0,0000
Piano	-0,0033	0,0041	-0,7879	0,4307*
Ascensore	0,1340	0,0060	22,3165	0,0000
Stato di manutenzione	0,2530	0,0069	36,7898	0,0000
Segmento di mercato	0,2988	0,0076	39,3463	0,0000
Anno_17	-0,0277	0,0054	-5,0965	0,0000
Anno_18	-0,0577	0,0056	-10,2731	0,0000
Errore della stima	0,297667	Criterio di Akaike		6.974,92
Log likelihood	-3.477,461892	Criterio di Schwarz		7.051,28
R ²	0,8337	Sigma ²		0,0886054
Dipendenza spaziale dell'errore per la matrice dei pesi	DF	Valore	Prob.	Numero oss. = 15.295
	1	2.324,6121	0,0000	

Tabella 8 - Risultati del modello di regressione - Modello autoregressivo spaziale non lineare (MV)

MODELLO AUTOREGRESSIVO SPAZIALE NON LINEARE (MV)				
Variabile dipendente: Prezzo totale di listino	Coefficienti (β)	Errore std.	valori-z	Sig.
Variabili indipendenti:				
Coefficiente variabile ritardata (ρ)	0,2899	0,0063	46,0262	0,0000
Costante	3,2782	0,0788	41,6220	0,0000
Superficie (m ²)	1,2337	0,0082	150,3770	0,0000
Energia (kWh/anno)	-0,0629	0,0054	-11,6459	0,0000
Classe energetica	-0,1477	0,0101	-14,5868	0,0000
Piano	-0,0103	0,0042	-2,4461	0,0144
Ascensore	0,1260	0,0060	20,9110	0,0000
Stato di manutenzione	0,2505	0,0071	35,4373	0,0000
Segmento di mercato	0,3199	0,0077	41,3375	0,0000
Anno_17	-0,0333	0,0056	-5,9606	0,0000
Anno_18	-0,0642	0,0057	-11,1716	0,0000
Errore della stima	0,304898	Criterio di Akaike		7.227,71
Log likelihood	-3.602,86	Criterio di Schwarz		7.311,7
R ²	0,8226	Sigma ²		0,0929631
Dipendenza spaziale della variabile ritardata per la matrice dei pesi	DF	Valore	Prob.	Numero oss. = 15.295
	1	2.073,8239	0,0000	

Valutazione dell'efficienza energetica degli edifici con il metodo dei prezzi edonici: gli effetti spaziali sono rilevanti?

le quali la classe energetica è un attributo sicuramente rilevante. Come mostrato nella Tabella 9, una DAP annuale per il costo del consumo energetico, per un'abitazione di 90,73 m², in classe energetica "E", in "buono" stato di manutenzione, appartenente al segmento di mercato "medio", con ascensore, pubblicata oggi – proprietà alla media del campione – è di € 15.697,44. Ovviamente, questo ammontare è maggiore dei costi annuali effettivi che un proprietario paga per il riscaldamento, il condiziona-

mento e l'illuminazione della sua abitazione e rappresenta il costo sociale per abbandonare lo stock immobiliare in una cattiva condizione, piuttosto che migliorarne la qualità e la prestazione energetica. Considerando che, nella migliore delle ipotesi, questo costo sarebbe solo di € 117,74, la differenza appare considerevole e richiede nuovi interventi, tra cui lo studio di misure efficaci per incoraggiare l'efficienza energetica degli edifici alla scala urbana.

Tabella 9 - Stima dei prezzi marginali impliciti

PREZZI MARGINALI IMPLICITI PER IL CONSUMO ENERGETICO DEGLI EDIFICI					
Modelli senza effetti spaziali	Media	Errore std.	Modelli con effetti spaziali	Media	Errore std.
Lineare (MQO)	-0,579	-0,09178	MSE (Lin)	-0,494	-0,08780
Log-log (MQO)	-0,9219	-0,00570	MAS (Lin)	-0,544	-0,08873
Moltiplicativo esponenziale (MV)	-0,9726	-0,00205	MSE (Log-log)	-0,9318	-0,00495
Stima del consumo energetico totale degli edifici media campionaria) = € 15.697,44			MAS (Log-log)	-0,9243	-0,00561

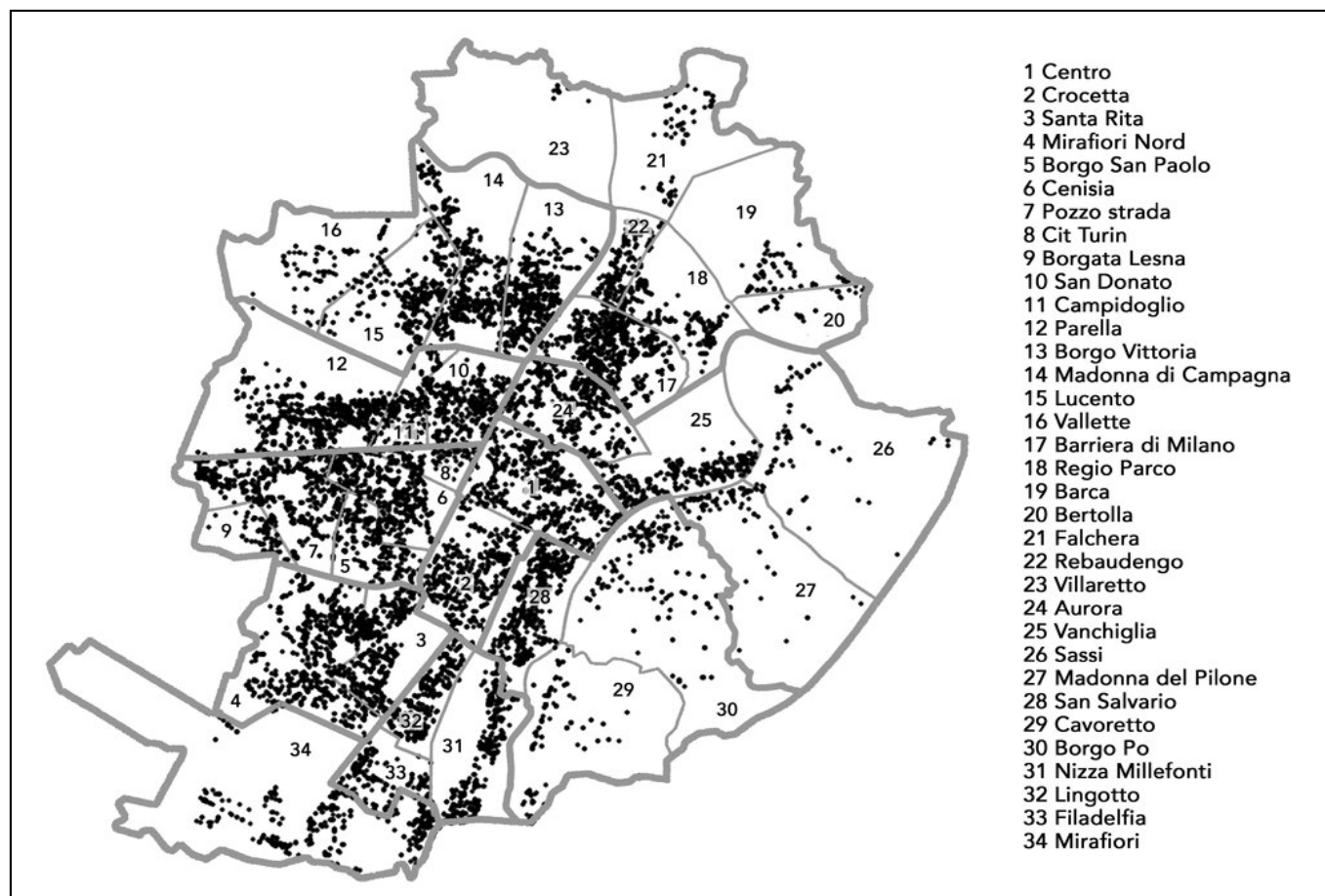


Figura 2 - Localizzazione delle osservazioni campionarie

6. CONCLUSIONI

La necessità di sviluppare politiche di incentivo per migliorare l'efficienza energetica degli edifici richiede un'attenta valutazione delle condizioni effettive degli edifici esistenti (D'Alpaos *et al.*, 2018; Bottero *et al.*, 2019). Le attuali azioni destinate all'aumento dell'efficienza energetica degli edifici includono interventi che prevedono un incentivo economico o un'esenzione fiscale e quelle che introducono deduzioni volumetriche o esenzioni sui vincoli dei regolamenti edilizi. In Italia sono attualmente in vigore molteplici strumenti quali: detrazioni fiscali del 65% per le parti private, un conto termico, che prevede incentivi per soggetti pubblici e privati e detrazioni volumetriche come desunto dalla normativa nazionale (Napoli *et al.*, 2017). Tuttavia, la necessità di coinvolgere i privati nelle azioni dedicate alla riqualificazione dello stock immobiliare richiede la necessità di sviluppare e calibrare gli interventi alla scala urbana (Becchio *et al.*, 2018). A tale riguardo, la stima dei costi e dei benefici sociali diventa cruciale per giustificare e dare priorità a qualsiasi tipo di intervento (Becchio *et al.*, 2019).

Partendo dalla necessità di valutare il costo sociale degli sprechi energetici, questo lavoro ha tentato di stimare il differenziale delle prestazioni energetiche degli edifici in termini monetari. Nonostante la complessità di un approccio che include effetti spaziali nel modello econometrico, i risultati sono coerenti e incoraggianti. Allo stesso tempo, segnalano la necessità di affinare l'analisi. Per sviluppare ulteriormente questa ricerca e ottenere stime sempre più affidabili, è possibile identificare le seguenti direzioni di azione: a) al fine di progettare interventi e incentivi alla scala urbana, l'uso di unità politico-amministrative, come

le zone catastali o di censimento, piuttosto che singoli punti, dovrebbe fornire risultati più spendibili e immediati; b) una rappresentazione geografica più precisa delle stime del costo medio per unità di consumo energetico potrebbe aiutare l'amministrazione comunale a intervenire seguendo determinate priorità; c) la variabile temporale dovrebbe essere inclusa in modo più sofisticato, utilizzando un modello appropriato su una base di dati ancora più ampia in grado di tenere conto di variazioni temporali più piccole; d) una banca dati più ampia potrebbe dare l'opportunità di perfezionare l'analisi su segmenti di mercato omogenei aggirando l'ipotesi di un mercato immobiliare unico e in equilibrio. Quest'ultima ipotesi rafforza l'idea di continuare a lavorare sui *big data*, nonostante la parziale perdita d'informazione che questo comporta. Il prezzo di listino non è, in effetti, uguale al prezzo di compravendita e occorre tenere conto di una certa percentuale di sovrastima degli effetti economici. Come risaputo, questa varia con la congiuntura di mercato; nei momenti di rialzo dei prezzi è minima – considerata la breve giacenza dell'immobile sul mercato – mentre, nei periodi di flessione dei prezzi è più ampia e conduce, nei casi estremi, alla scelta di ritirare l'immobile dal mercato. Un ulteriore sviluppo del lavoro di ricerca potrebbe riguardare proprio la stima di questa percentuale all'interno di contesti aleatori al fine di poter correggere opportunamente le valutazioni finali.

Riassumendo, lo studio illustrato nel presente articolo rappresenta una linea di azione promettente nell'ambito delle ricerche dedicate alla riduzione del consumo energetico degli edifici alla scala urbana e, in questa direzione, al miglioramento della qualità ambientale.

* **Marta Bottero**, Dipartimento Interateneo di Scienze, Progetto e Politiche del Territorio (DIST), Politecnico di Torino.

e-mail: marta.bottero@polito.it

** **Marina Bravi**, Dipartimento Interateneo di Scienze, Progetto e Politiche del Territorio (DIST), Politecnico di Torino.

e-mail: marina.bravi@polito.it

*** **Federico Dell'Anna**, Dipartimento Interateneo di Scienze, Progetto e Politiche del Territorio (DIST), Politecnico di Torino.

email: federico.dellanna@polito.it

**** **Giulio Mondini**, Dipartimento Interateneo di Scienze, Progetto e Politiche del Territorio (DIST), Politecnico di Torino.

e-mail: giulio.mondini@polito.it

Bibliografia

ANSELIN L. (1988). *Spatial econometrics: Methods and models*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, The Netherlands.

ANSELIN L. (1996). *The Moran Scatterplot as an ESDA Tool to Assess Local Instability in Spatial Association*. In M. Fischer, H. Scholten, and D. Unwin (eds.), *Spatial Analytical Perspectives on GIS*. London, Taylor and Francis, pp. 111-125.

ANSELIN L. (1998). *GIS Research Infrastructure for Spatial Analysis of Real Estate Markets*, *Journal of Housing Research*, 9, 1, 113-156.

ARPA PIEMONTE (2016). Uno sguardo all'aria; available online: <http://www.cittametropolitana.torino.it/cms/risorse/ambiente/dwd/qualita-aria/relazioni-annuali/relazione2016.pdf>. Consultato maggio 2018.

BARTHELMES V., BECCHIO C., BOTTERO M., CORGNATI, S. (2016). *Cost-optimal analysis for the definition of energy design strategies: the case of a nearly-Zero Energy Building*. Valori e valutazioni 16, 61-76.

BECCHIO C., BOTTERO M., CORGNATI S., DELL'ANNA F. (2018). *Decision making for sustainable urban energy planning: an integrated evaluation framework of alternative solutions for a NZED (Net Zero-Energy District) in Turin*. *Land Use Policy*, 78, 803-817.

- BECCHIO C., BERTONCINI M., BOGGIO A., BOTTERO M., CORGNATI S.P., DELL'ANNA F. (2019). *The Impact of Users' Lifestyle in Zero-Energy and Emission Buildings: An Application of Cost-Benefit Analysis*. Smart Innovation, Systems and Technologies, 100, pp. 123-131, DOI: 10.1007/978-3-319-92099-3_15.
- BOENNEC R.L., SALLADARRÉ F. (2017). *The impact of air pollution and noise on the real estate market. The case of the 2013 European Green Capital: Nantes, France*. Ecological Economics, 138, 82-89.
- BOTTERO M., BRAVI M., GASCA E., MONDINI G., TALARICO A. (2016). *Building energy performance and real estate market value: an application of the Spatial Autoregressive (SAR) model*. In: Stanghellini S. Morano P. Bottero M. Oppio A. In: *Appraisal: From Theory to Practice. Results of SIEV 2015*. Green energy and technology, Springer, 221-230.
- BOTTERO M., BRAVI M. (2014). *Valuing benefits from building energy saving: an econometric approach*, GEAM. Geingegneria Ambientale e Mineraria, 143, 15-24.
- BOTTERO, M., D'ALPAOS, C., DELL'ANNA, F. (2019). *Boosting investments in buildings energy retrofit: The role of incentives*, Smart Innovation, Systems and Technologies, 101, pp. 593-600, DOI: 10.1007/978-3-319-92102-0_63.
- CAN A. (1992). *Specification and estimation of hedonic housing price models*, Regional Sciences and Urban Economics, 22, 453-474.
- CASSEL E., MENDELSON R. (1985). *The Choice of Functional Forms for Hedonic Price Equations: Comment*. Journal of Urban Economics, 18, 2, 135-142.
- CHONG W.K., TIM T.P., ANSELIN L. (2003). *Measuring the benefits of air quality improvement: a spatial hedonic approach*. Journal of Environmental Economics and Management, 45, 24-39.
- CORDERA R., CHIARAZZO E., OTTOMANELLI M., DELL'OLIO L., IBEAS A. (2018). *The impact of undesirable externalities on residential property values: spatial regressive models and an empirical study*. Transport Policy. In press.
- D'ALPAOS C., BRAGOLUSI P. (2018). *Buildings energy retrofit valuation approaches: State of the art and future perspectives*. Valori e Valutazioni, 20, 79-92.
- DU X., HUANG Z. (2018). *Spatial and temporal effects of urban wetlands on housing prices: Evidence from Hangzhou, China*. Land Use Policy, 73, 290-298.
- DUBIN R. (1992). *Spatial Autocorrelation and Neighborhood Quality*, Regional Sciences and Urban Economics, 22, 433-452.
- FREEMAN A.M. III, HERRIGES J.A., KLING C.L. (2003). *The Measurement of Environmental and Resource Values: Theory and Methods*. Resources for the Future, Routledge, Washington DC.
- HAURIN D.R., HAURIN J.L., NADAULD T., SANDERS A. (2010). *List prices, sale prices and marketing time: an application to housing markets*. Real Estate Economics, 38, 659-685.
- HUANG Z., CHEN R., XU D., ZHOU W. (2017). *Spatial and hedonic analysis of housing prices in Shanghai*. Habitat International, 67, 69-78.
- HYUN D., MILCHEVA S. (2018). *Spatial dependence in apartment transaction prices during boom and bust*. Regional Science and Urban Economics, 68, 36-45.
- KLESSMANN C., HELD A., RATHMANN M., RAGWITZ M. (2011). *Status and perspectives of renewable energy policy and deployment in the European Union – What is need to reach the 2020 targets?* Energy Policy, 39, 7637-7657.
- KRAUSE A., BITTER C. (2012). *Spatial Econometrics, Land Values and Sustainability: Trends in Real Estate Valuation Research*. Current Research on Cities, 29, 19-25.
- LEGAMBIENTE (2018). *Mal'aria 2018. L'Europa chiama, l'Italia risponde?* See <https://www.legambiente.it/>.
- LESAGE J.P., PACE R.K. (2009) *Introduction to Spatial Econometrics*. Boca Raton, FL: CRC Press, Taylor and Francis Group.
- NAPOLI G., GABRIELLI L., BARBARO, S. (2017). *The efficiency of the incentives for the public buildings' energy retrofit. The case of the Italian Regions of the "Objective Convergence"*. Valori e Valutazioni, 18, 25-40.
- OMI - Agenzia delle Entrate (2017). *Rapporto immobiliare 2017. Il settore residenziale*; available online: <http://www.agenziaentrate.gov.it/wps/content/Nsilib/Nsi/Schede/FabbricatiTerreni/omi/> Pubblicazioni.
- PALMQUIST R.B. (2005). *Property Value Model*. In: K. Mäler & J.R Vincent (Eds.). *Handbook of environmental economics*, Vol. II, Amsterdam: North-Holland, 763-819.
- RIDKER R.G. (1967). *Economic Costs of Air Pollution: Studies in Measurement*. New York, Praeger.
- ROSEN S. (1974). *Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Perfect Competition*, Journal of Political Economy, 82, 1, 34-55.
- SEYA H., YAMAGATA Y., TSUTSUMI M. (2013). *Automatic Selection of a Spatial Weight Matrix in Spatial Econometrics: Application to a Spatial Hedonic Approach*. 43, 429-444 Regional Science and Urban Economics.
- WHO (World Health Organization) (2016) WHO Global Urban Ambient Air Pollution Database; see http://www.who.int/phe/health_topics/outdoorair/databases/cities/en/
- WON KIM C.W., PHIPPS T.T., ANSELIN L. (2003). *Measuring the benefits of air quality improvement: a spatial hedonic approach*. Journal of Environmental Economics and Management, 45, 24.39.