



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

a.a. 2024/2025

**Modelli edonici per l'analisi del prezzo degli immobili:
applicazioni, evidenze e confronti tra mercato
residenziale e affitti brevi**

Relatore:

Prof. Luigi Buzzacchi

Candidato:

Maria Elisa Governali

Indice

Introduzione	5
1. Il mercato immobiliare: caratteristiche e dinamiche	6
1.1 Definizione e segmentazione	6
1.2 Fattori che influenzano il prezzo degli immobili e degli affitti	8
1.3 L'evoluzione del mercato immobiliare.....	11
1.4 Il ruolo delle piattaforme digitali.....	13
2. Fondamenti teorici dell'analisi edonica	17
2.1 La teoria delle caratteristiche e i mercati impliciti	17
2.2 I limiti del modello di Rosen e gli sviluppi successivi	23
2.3 Distinzione tra approcci parametrici e non parametrici.....	27
2.4 L'analisi edonica in ambito ambientale e spaziale	30
3. Applicazioni classiche del modello edonico nel mercato immobiliare	33
3.1 Il caso del mercato immobiliare parigino	33
3.1.1 Come trattare le variabili categoriche?	34
3.1.2 La regressione non lineare Box-Cox e la stima dei coefficienti.....	36
3.1.3 Come vengono interpretati i risultati?	38
3.1.4 La costruzione dell'indice di prezzo.....	40
3.2. Il modello edonico in un'economia emergente	43

3.2.1 La regressione lineare ordinaria (OLS)	44
3.2.3 Multicollinearità ed eteroschedasticità	44
3.2.4 L'esclusione di variabili non significative.....	47
3.3. Comprendere le differenze: segmenti di mercato e determinanti del valore	48
4. L'approccio edonico nel mercato degli affitti di breve periodo	53
4.1. Analogie e differenze con il mercato di lungo periodo	53
4.2 L'inclusione di dinamiche temporali, spaziali e ambientali	56
4.3 Come cambia il significato dei risultati negli affitti brevi.....	63
5. Verso un uso critico e integrato dell'analisi dei prezzi immobiliari	66
5.1 Metodi avanzati per l'analisi dei prezzi.....	66
5.2 Trasparenza dei dati immobiliari e riflessioni normative	70
Conclusioni.....	75
Bibliografia.....	77

Introduzione

Negli ultimi decenni, il mercato immobiliare ha conosciuto una profonda trasformazione, influenzata da cambiamenti economici, tecnologici e sociali che hanno contribuito a modificarne la struttura e le dinamiche. In particolare, la crescente eterogeneità dei beni scambiati, l'espansione dei mercati digitali e la rilevanza assunta da fattori localizzativi e ambientali hanno reso sempre più complesso il processo di determinazione dei prezzi. In tale contesto, l'analisi edonica si è affermata come uno degli strumenti più efficaci per scomporre il valore degli immobili in funzione delle loro caratteristiche intrinseche ed estrinseche, offrendo un approccio robusto sia dal punto di vista teorico che empirico.

Per offrire un quadro completo, si è ritenuto opportuno approfondire le basi teoriche di questo approccio, ripercorrendone l'evoluzione e i principali riferimenti presenti in letteratura. Il lavoro analizza applicazioni consolidate del modello edonico nel mercato immobiliare e degli affitti brevi, con attenzione alle differenze riscontrabili tra contesti economici maturi ed economie in transizione, al fine di valutarne la validità e l'adattabilità. L'analisi si estende poi sulle potenzialità future del modello, esaminando da un lato i suoi limiti strutturali, e dall'altro gli sviluppi metodologici più recenti. Viene approfondito anche il ruolo che queste innovazioni possono assumere nell'ambito delle politiche urbane e fiscali, soprattutto in relazione alla crescente disponibilità di dati e alla necessità di sistemi valutativi più equi, trasparenti e coerenti con i valori di mercato.

Dunque, l'obiettivo è di contribuire alla comprensione delle dinamiche dei prezzi immobiliari in mercati complessi e segmentati, valorizzando il ruolo delle caratteristiche fisiche, localizzative e funzionali degli immobili nella determinazione del loro valore.

1. Il mercato immobiliare: caratteristiche e dinamiche

1.1 Definizione e segmentazione

Il mercato immobiliare è un sistema complesso, caratterizzato da dinamiche specifiche che lo distinguono da altri mercati. Pertanto, è necessario analizzare le sue caratteristiche strutturali, con l'obiettivo di evidenziare gli elementi che giustificano l'adozione di un approccio edonico alla determinazione dei prezzi.

Per comprenderne la natura, è fondamentale partire dalla sua definizione, che implica il riconoscimento di due componenti principali: il mercato della proprietà, in cui si scambiano beni fisici come diverse tipologie di immobili, e il mercato del capitale, in cui si scambiano attività finanziarie legate alle proprietà immobiliari.

Nel mercato della proprietà, gli immobili rappresentano dei servizi che vengono valutati dagli utenti che ne determinano il valore attraverso la domanda, mentre l'offerta si forma in base ai costi di costruzione, ai vincoli normativi e alle aspettative di rendimento. Il mercato del capitale, invece, riguarda gli investitori e i finanziatori che allocano risorse verso il settore immobiliare, valutandone i ritorni attesi in termini di redditività, rischio e liquidità. In questo ambito, l'immobile diventa un asset finanziario, paragonabile ad altre forme di investimento come azioni o obbligazioni.

Un aspetto essenziale del mercato immobiliare è il fatto che i beni immobiliari sono localizzati. Ogni proprietà ha una propria posizione geografica, il che implica che non esiste un mercato immobiliare nazionale o globale perfettamente omogeneo, bensì una molteplicità di mercati locali. Questo aspetto introduce una dimensione spaziale nella definizione del mercato, che può essere inteso come l'insieme delle proprietà che sono considerate sostituibili tra loro dai consumatori o dagli investitori, in base alla loro posizione, alle caratteristiche fisiche, al prezzo e alla disponibilità.

Di Pasquale e Wheaton (1996), offrono un'analisi sistemica dell'interazione tra le diverse componenti del settore. Gli autori sottolineano come la comprensione del funzionamento del mercato richieda di considerare congiuntamente la dimensione fisica dell'immobile (inteso come bene che produce servizi d'uso nel tempo) e la sua dimensione finanziaria. In

particolare, evidenziano l'importanza dei meccanismi di trasmissione tra domanda, offerta, valori patrimoniali e flussi di capitale, mostrando come tali relazioni siano alla base dei cicli immobiliari e delle dinamiche di prezzo osservate nei diversi segmenti del mercato.

La segmentazione del mercato immobiliare risponde a questa varietà e si basa sull'identificazione di sottogruppi di beni che condividono caratteristiche simili e che competono tra loro all'interno di un determinato ambito. Tali segmenti possono essere definiti secondo diversi criteri. Una delle modalità più comuni è la distinzione tra mercati residenziali e non residenziali. Il primo include tutte le proprietà destinate all'uso abitativo, come appartamenti, ville, case unifamiliari; il secondo comprende immobili per uffici, negozi, magazzini e stabilimenti produttivi. Ogni segmento presenta differenze: la segmentazione permette di comprendere meglio il funzionamento del mercato, facilitando le decisioni degli operatori e migliorando l'efficienza allocativa delle risorse. Essa è fondamentale, ad esempio, per la valutazione degli investimenti: un investitore interessato a immobili a uso ufficio di alta qualità nel centro di una metropoli si muove in un segmento completamente diverso rispetto a chi opera nel settore degli immobili logistici nelle periferie urbane. Lo stesso vale per gli utenti finali, che cercano un'abitazione sulla base di esigenze specifiche e valutano solo quelle proprietà che rientrano nel loro segmento di riferimento.

Un aspetto chiave riguarda l'eterogeneità del prodotto immobiliare, che complica la definizione dei confini tra i segmenti. A differenza di altri beni standardizzati, gli immobili non sono perfettamente omogenei: anche due appartamenti nello stesso edificio possono differire per esposizione, piano, stato manutentivo, personalizzazioni. Ciò implica che la segmentazione debba tener conto non solo delle caratteristiche oggettive, ma anche delle percezioni soggettive degli acquirenti o degli affittuari. Questo rende il processo di segmentazione non rigido, ma flessibile e dinamico, soggetto a ridefinizioni in base ai cambiamenti della domanda, dell'offerta e del contesto economico e sociale. Questa eterogeneità dei beni immobiliari è una delle ragioni per cui si rende necessario l'uso di modelli in grado di stimare il valore dei singoli attributi che compongono un immobile, come avviene nell'analisi edonica.

Il comportamento degli agenti economici nel mercato immobiliare è fortemente influenzato dalla segmentazione. I consumatori, ad esempio, tendono a restringere il proprio campo di ricerca a un numero limitato di opzioni, valutando un set ristretto di alternative percepite

come sostituibili. Gli sviluppatori immobiliari, invece, pianificano nuovi interventi costruttivi tenendo conto della domanda specifica nei diversi segmenti, per massimizzare il ritorno sugli investimenti. Le istituzioni finanziarie, infine, differenziano le proprie politiche di concessione del credito in base al tipo di immobile, alla zona e al profilo del richiedente, operando valutazioni più o meno conservative nei vari segmenti.

In segmenti caratterizzati da forte domanda e offerta limitata, si assiste a un rapido aumento dei prezzi; quando l'offerta eccede la domanda, i prezzi tendono a diminuire e aumenta il numero di immobili non occupati. Tali dinamiche alimentano il ciclo immobiliare, che si manifesta con fasi alterne di espansione e contrazione.

Inoltre, l'analisi della segmentazione è strettamente legata alla nozione di sostituibilità tra immobili. Due beni immobiliari possono essere considerati sostituibili se offrono un livello di utilità simile al consumatore o un rendimento comparabile all'investitore. La sostituibilità dipende da fattori come la localizzazione, le dimensioni, la qualità costruttiva, il prezzo, i servizi accessori. Più alta è la sostituibilità all'interno di un segmento, maggiore è la concorrenza tra le unità immobiliari e più trasparenti risultano i meccanismi di formazione dei prezzi. Viceversa, in mercati molto segmentati con bassa sostituibilità, i prezzi sono meno omogenei e più influenzati da elementi specifici. Anche le preferenze dei consumatori cambiano nel tempo, determinando un ribilanciamento tra segmenti residenziali e non residenziali, tra centro e periferia, tra proprietà e locazione. Ad esempio, la crescente attenzione alla sostenibilità, all'efficienza energetica e alla digitalizzazione contribuisce a ridefinire continuamente i confini dei segmenti di mercato (European Commission, 2020; ECB, 2021). Dunque, in un contesto così dinamico, come vengono determinati i prezzi degli immobili destinati all'acquisto della proprietà o all'uso temporaneo tramite locazione?

1.2 Fattori che influenzano il prezzo degli immobili e degli affitti

Il prezzo degli immobili e il livello degli affitti sono il risultato dell'interazione tra numerosi fattori economici, sociali e finanziari. A differenza di altri beni di consumo, gli immobili hanno caratteristiche che rendono particolarmente complessa la determinazione del loro valore. Essi sono beni durevoli, non riproducibili in tempi brevi, localizzati in modo

specifico e soggetti a normative spesso rigide. Per questi motivi, la formazione del prezzo richiede un'analisi articolata, che tenga conto di un'ampia gamma di variabili interconnesse. Uno dei principali determinanti del prezzo è la domanda di spazio abitativo o commerciale. Questa domanda dipende, in primo luogo, dal livello del reddito delle famiglie e delle imprese, come evidenziato da Ball, Lizieri e MacGregor (1988). Un aumento del reddito disponibile porta a una maggiore capacità di spesa per l'acquisto o l'affitto di immobili, alimentando la domanda e, in assenza di un'immediata risposta dell'offerta, si assiste ad un aumento dei prezzi. Questo fenomeno è stato analizzato anche da Glaeser, Gyourko e Saks (2005), i quali sottolineano che l'incremento dei prezzi nelle aree urbane ad alta domanda è dovuto in larga parte alla rigidità dell'offerta, condizionata da vincoli normativi e ostacoli regolamentari.

Anche la crescita demografica e i cambiamenti nella composizione delle famiglie influenzano significativamente la domanda: un aumento della popolazione, una maggiore urbanizzazione e la tendenza verso nuclei familiari più piccoli determinano un incremento della richiesta di unità abitative.

Hendershott e Slemrod (1983), sostengono che accanto ai fattori demografici e di reddito, un ruolo cruciale è svolto dai tassi di interesse. Poiché l'acquisto di immobili è spesso finanziato attraverso mutui, il costo del credito influisce direttamente sulla domanda. Tassi di interesse più bassi rendono il finanziamento più accessibile e conveniente, stimolando l'acquisto di immobili e facendo salire i prezzi. Al contrario, un aumento dei tassi tende a scoraggiare gli acquisti e a raffreddare il mercato. I tassi di interesse influenzano anche gli affitti in modo indiretto: in presenza di alti costi di finanziamento, alcuni potenziali acquirenti rinunciano a comprare e si rivolgono al mercato della locazione, facendo aumentare la pressione sulla domanda di affitti.

La localizzazione rappresenta un altro fattore chiave nella determinazione del prezzo. Immobili situati in aree centrali e turistiche, ben servite dai mezzi pubblici, ricche di servizi e spazi verdi, tendono ad avere prezzi e canoni di locazione più elevati rispetto a quelli situati in zone periferiche o degradate. L'effetto della posizione è così marcato da generare significative differenze di prezzo anche all'interno di uno stesso mercato urbano. La costruzione di una nuova linea metropolitana, ad esempio, può modificare profondamente il valore delle proprietà nelle zone servite, generando un effetto positivo sulle aspettative e

sugli investimenti. Analogamente, dunque, il degrado urbano, la carenza di servizi o la percezione di insicurezza possono avere un impatto negativo sul valore immobiliare.

Anche le caratteristiche intrinseche dell'immobile influiscono in modo determinante. La superficie, il numero di stanze, lo stato di conservazione, l'efficienza energetica, la presenza di balconi o giardini e l'esposizione alla luce naturale sono elementi valutati attentamente da chi acquista o affitta. In molti contesti, la dotazione di posti auto, ascensori, impianti tecnologici moderni o sistemi di sicurezza avanzati può fare la differenza nel determinare il valore di un immobile. Il prezzo riflette spesso una combinazione di queste caratteristiche, ponderate in base alle preferenze degli acquirenti o dei conduttori.

Un altro elemento importante è rappresentato dalle aspettative degli operatori: le scelte di acquisto e investimento si basano spesso non solo sulla situazione attuale, ma anche sulle aspettative circa l'andamento futuro dei prezzi, dei tassi di interesse, della crescita economica e delle politiche pubbliche. In fasi di ottimismo, gli acquirenti sono disposti a pagare di più nella prospettiva di un apprezzamento futuro dell'immobile; in fasi di incertezza, la domanda si contrae e i prezzi tendono a stabilizzarsi o a diminuire. Le aspettative influenzano anche il comportamento dei venditori, che possono decidere di posticipare la vendita in attesa di condizioni più favorevoli, riducendo l'offerta disponibile. Nel mercato degli affitti, oltre ai fattori già citati, incidono anche elementi specifici. La flessibilità della locazione rispetto all'acquisto la rende più sensibile ai cambiamenti a breve termine della domanda. Ad esempio, un aumento temporaneo della popolazione studentesca o di lavoratori stagionali può far crescere la domanda di affitti in una determinata area, facendo salire i canoni. L'andamento del turismo ha un impatto significativo nelle zone a forte vocazione turistica, dove la crescita delle locazioni a breve termine può ridurre l'offerta di abitazioni disponibili per i residenti, spingendo verso l'alto i prezzi degli affitti. Inoltre, il regime fiscale e normativo che disciplina il mercato della locazione influisce sul comportamento dei proprietari: agevolazioni fiscali, incentivi o regolamentazioni più favorevoli possono stimolare l'offerta di immobili in affitto, contribuendo a contenere i prezzi. D'altra parte, se parliamo di costruzioni di nuovi immobili, un piano regolatore che limiti fortemente le possibilità edificatorie in zone centrali può far salire i prezzi degli immobili esistenti in quelle aree.

1.3 L'evoluzione del mercato immobiliare

L'evoluzione del mercato immobiliare riflette una molteplicità di trasformazioni economiche, sociali, finanziarie e tecnologiche che, a partire dagli ultimi decenni del Novecento fino ai giorni nostri, hanno modificato in profondità le modalità di funzionamento del settore.

Fasi di rapida crescita dei prezzi, sostenute da facile accesso al credito, da politiche monetarie espansive e da un clima di ottimismo, sono state seguite da fasi di correzione o di crisi. Un esempio emblematico è la bolla immobiliare dei primi anni Duemila negli Stati Uniti e in altri paesi avanzati, culminata nella crisi finanziaria globale del 2008. In quella fase, l'eccessiva concessione di mutui ad alto rischio e la successiva ondata di insolvenze hanno provocato un crollo dei valori immobiliari e una crisi di fiducia generalizzata nel sistema finanziario, con ripercussioni durature sull'intero settore.

Dopo la crisi del 2008, il mercato ha vissuto un lungo periodo di riassetamento. Le banche hanno ridotto l'offerta di credito, i regolatori hanno introdotto norme più stringenti, e la domanda si è orientata verso una maggiore prudenza. Tuttavia, a partire dalla seconda metà degli anni 2010, si è assistito a una nuova fase di espansione, favorita da tassi di interesse prossimi allo zero, da una ripresa economica moderata e dalla crescente domanda abitativa in molte aree urbane. In questo contesto, si è consolidata la tendenza alla polarizzazione territoriale: i centri urbani maggiori, dotati di infrastrutture, opportunità lavorative e attrattività internazionale, hanno conosciuto una crescita dei prezzi molto più sostenuta rispetto alle aree periferiche o interne. Ciò ha acuito le disuguaglianze spaziali, con un ampliamento del divario tra zone centrali e marginali e con fenomeni di esclusione residenziale nei contesti metropolitani.

La fase successiva è stata profondamente influenzata dagli effetti della pandemia di Covid-19, come si evidenzia da un'analisi pubblicata dalla Banca Centrale Europea (2021). L'emergenza sanitaria ha modificato in modo radicale il comportamento degli attori del mercato, accelerando tendenze già in atto e introducendo nuovi paradigmi. Il confinamento, il lavoro da remoto, la chiusura temporanea delle attività commerciali e le incertezze economiche hanno prodotto effetti eterogenei. Nel settore residenziale, in molte aree urbane si è registrata una temporanea contrazione della domanda e una relativa stabilizzazione dei

prezzi. Tuttavia, in parallelo, si è osservato un rinnovato interesse per gli spazi abitativi più ampi, per le case con giardino o terrazzo, per le zone periferiche o rurali, considerate più vivibili in un contesto di maggiore permanenza domestica. Questo ha generato una ristrutturazione delle preferenze abitative, che ha avuto impatti rilevanti sulla distribuzione geografica della domanda.

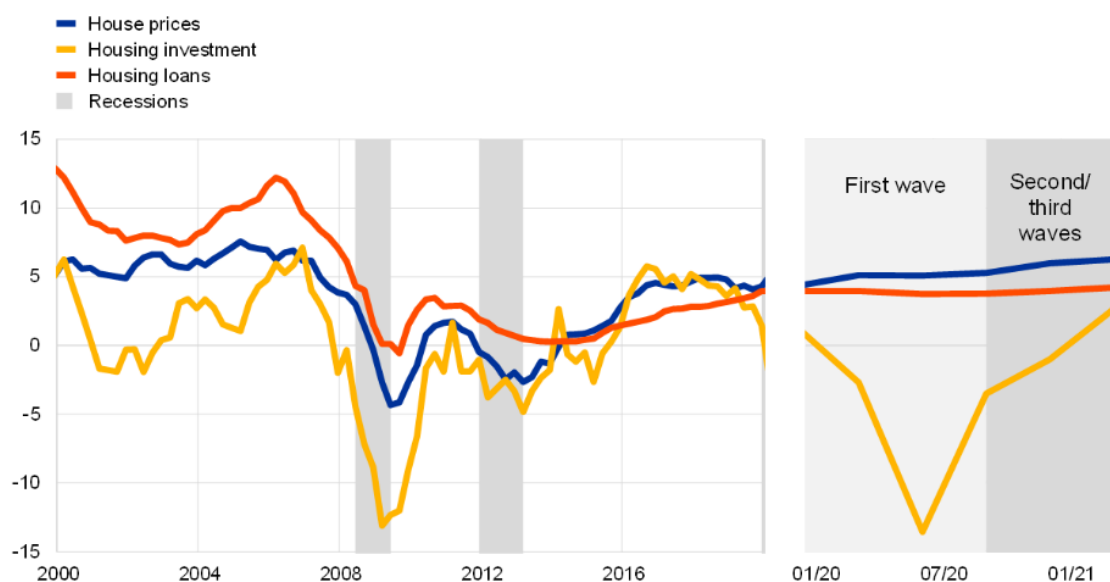


Fig.1 Fonte: Eurostat and ECB

A livello finanziario, l'evoluzione recente ha visto l'affermazione di nuovi strumenti di investimento immobiliare, come i fondi comuni di investimento immobiliare, i REIT (Real Estate Investment Trust) e le piattaforme di crowdfunding. Questi strumenti hanno ampliato l'accesso al mercato, permettendo anche a piccoli risparmiatori di partecipare agli investimenti in immobili e favorendo la liquidità del settore. Tuttavia, essi hanno anche contribuito ad alimentare la speculazione in determinati segmenti, soprattutto nelle grandi città globali, dove la domanda di immobili è stata sostenuta più da aspettative di rivalutazione che da esigenze d'uso reali. In parallelo, si è consolidata la tendenza all'internazionalizzazione degli investimenti immobiliari, con flussi di capitale provenienti da fondi sovrani, investitori istituzionali e soggetti ad alta capitalizzazione, che hanno orientato le strategie di sviluppo e le dinamiche dei prezzi in molte città.

Nel campo della sostenibilità ambientale, l'evoluzione recente ha portato a una crescente attenzione all'impatto ambientale degli edifici. Come evidenziato dalla Commissione Europea (2020), le normative nazionali, le politiche europee in materia di decarbonizzazione, l'adozione di criteri ESG (ambientali, sociali e di governance) da parte degli investitori istituzionali hanno spinto il mercato verso la riqualificazione energetica, la progettazione green e la costruzione di edifici a basse emissioni. In molte realtà urbane, gli immobili con migliori prestazioni energetiche hanno iniziato a essere valutati più favorevolmente sia dal mercato sia dagli enti finanziatori. Questo ha generato un processo di selezione all'interno dello stock immobiliare esistente, premiando le proprietà più moderne ed efficienti e penalizzando quelle obsolete o difficili da adeguare.

In ambito urbano, i progetti di rigenerazione urbana, spesso sostenuti da partenariati pubblici e privati, hanno contribuito a rinnovare interi quartieri, migliorando la qualità degli spazi pubblici, la mobilità sostenibile e l'inclusione sociale. Questi interventi hanno avuto un impatto diretto sul valore degli immobili, innalzando i prezzi nelle aree rigenerate e contribuendo in alcuni casi a processi di gentrificazione.

Anche la dimensione abitativa ha subito una profonda riconsiderazione. Alla tradizionale dicotomia tra proprietà e locazione si sono aggiunte nuove formule abitative, come il co-housing, il co-living e la locazione a breve termine tramite piattaforme digitali. Queste forme ibride rispondono a esigenze diverse, legate alla flessibilità, alla mobilità, alla condivisione e all'accessibilità economica. La diffusione di modelli abitativi alternativi ha ampliato le possibilità per chi non può o non vuole accedere alla proprietà, pur introducendo nuove sfide in termini di regolamentazione, fiscalità e tenuta dei tessuti sociali.

1.4 Il ruolo delle piattaforme digitali

L'avvento della proptech¹, ovvero l'applicazione di soluzioni digitali ai processi immobiliari, ha introdotto innovazioni nella gestione della compravendita e della locazione

¹Abbreviazione di "Property Technology", che indica l'insieme delle innovazioni tecnologiche che stanno trasformando il modo in cui si progettano, comprano, vendono o affittano gli immobili.

degli immobili. Dai portali per la compravendita a quelli per la locazione a breve e lungo termine, dalle soluzioni di gestione automatizzata agli strumenti per l'analisi dei dati e degli investimenti, queste tecnologie hanno contribuito a rendere il mercato più trasparente e accessibile, modificando le modalità con cui gli utenti interagiscono con il mercato, riducendo le asimmetrie informative e velocizzando i processi decisionali. In questo scenario, la piattaforma non è più solo uno strumento tecnico, ma un vero e proprio attore del mercato, capace di influenzare i comportamenti individuali e le logiche collettive.

L'effetto più visibile di questa trasformazione è l'aumento della flessibilità e della scalabilità delle operazioni immobiliari. Attraverso l'uso delle piattaforme digitali, le unità immobiliari possono essere gestite, promosse e scambiate con maggiore efficienza, adattandosi rapidamente ai cambiamenti della domanda. In particolare, nel segmento degli affitti a breve termine, molte proprietà residenziali sono state convertite in strutture ricettive flessibili, seguendo dinamiche di mercato e di redditività. Questo ha generato un impatto rilevante sull'offerta abitativa tradizionale, soprattutto nei centri urbani ad alta domanda, dove la riduzione degli alloggi disponibili per i residenti ha contribuito a un aumento dei canoni e a una pressione crescente sulla coesione sociale.

Dal lato della domanda, le piattaforme digitali hanno modificato radicalmente le aspettative e le abitudini degli utenti. La possibilità di confrontare rapidamente centinaia di offerte, leggere recensioni, filtrare in base a criteri personalizzati e concludere transazioni in tempo reale ha reso l'esperienza dell'acquisto o della locazione sempre più simile a quella dell'e-commerce. Questo ha ampliato la diversificazione dei potenziali utenti, includendo non solo residenti locali ma anche turisti, lavoratori, investitori e studenti.

Anche la funzione economica dell'immobile ha subito una trasformazione. Sempre più spesso, la proprietà viene interpretata come opportunità di reddito attraverso la monetizzazione temporanea dello spazio. In molte città si è registrata una crescita dei prezzi, soprattutto nelle aree centrali, dovuta alla maggiore redditività attesa derivante da usi flessibili e digitalizzati. Parallelamente, si è osservato un aumento della segmentazione spaziale e sociale: da un lato, zone valorizzate grazie all'attrattiva turistica o alla presenza di servizi digitali avanzati; dall'altro, fenomeni di gentrificazione e spostamento delle fasce meno abbienti verso le periferie. Come sottolineato da Lees, Slater e Wyly (2008), tali trasformazioni, dunque, non sono solo economiche ma anche sociali, contribuendo alla

ridefinizione della composizione demografica e alla marginalizzazione di intere categorie urbane. Bisogna considerare anche il ruolo delle amministrazioni: alcune hanno introdotto misure restrittive, limitando l'attività di locazione breve, imponendo obblighi di registrazione o definendo aree a uso prioritariamente residenziale; altre, invece, hanno cercato di integrare le piattaforme digitali nella pianificazione urbana, promuovendone un uso equilibrato e sostenibile.

Un ulteriore aspetto fondamentale è la produzione e la gestione dei dati. Le piattaforme digitali raccolgono una quantità enorme di informazioni su immobili, utenti, preferenze e comportamenti. Questi dati possono offrire strumenti utili per il monitoraggio del mercato, la pianificazione urbana e la definizione di politiche abitative mirate.

Le prospettive future indicano un'evoluzione continua del settore. L'integrazione dell'intelligenza artificiale, la personalizzazione dei servizi, la gestione dinamica dei prezzi e l'ampliamento dell'offerta accessoria stanno consolidando il ruolo delle piattaforme digitali come protagoniste dell'economia urbana. Il loro impatto non si limita più alla singola transazione, ma si estende alla configurazione degli spazi, ai flussi economici e alla qualità dell'abitare. La questione centrale diventa quindi quella di governare questo processo in modo efficace e inclusivo, per garantire che l'innovazione digitale contribuisca a costruire città più sostenibili, accessibili e vivibili. L'adozione di tecnologie urbane deve essere orientata a criteri di equità sociale, sostenibilità ambientale e centralità delle persone, affinché le città intelligenti siano anche città giuste.

D'altra parte, questa evoluzione del mercato immobiliare, profondamente influenzata dalla digitalizzazione, ha reso sempre più complessa la lettura dei meccanismi che determinano il valore degli immobili. Attraverso la crescente varietà di immobili offerti e domandati, si è accentuata l'eterogeneità del mercato, con un aumento della rilevanza delle caratteristiche specifiche di ogni unità immobiliare, sia fisiche che localizzative. In questo scenario, il prezzo non riflette più soltanto le dinamiche aggregate di domanda e offerta, ma incorpora una molteplicità di attributi. Per comprendere a fondo questi meccanismi, si rende necessario adottare un approccio analitico in grado di scomporre il valore osservato in funzione delle sue componenti fondamentali.

È in questa prospettiva che si inserisce il ricorso al modello edonico, uno strumento teorico ed empirico particolarmente adatto a cogliere la complessità del valore immobiliare in

mercati segmentati, digitalizzati e ad alta variabilità. Il capitolo successivo sarà quindi dedicato all'illustrazione delle basi teoriche e metodologiche di questo approccio, con l'obiettivo di applicarlo alla lettura delle dinamiche del mercato immobiliare contemporaneo.

2. Fondamenti teorici dell'analisi edonica

2.1 La teoria delle caratteristiche e i mercati impliciti

Il modello dei prezzi edonici consente di interpretare la formazione dei prezzi nei mercati in cui i beni sono differenziati per caratteristiche. Il mercato immobiliare rappresenta uno degli ambiti più classici per l'applicazione di tale modello, poiché ogni unità abitativa, a differenza dei beni standardizzati, si differenzia non solo per dimensioni e caratteristiche costruttive, ma anche per fattori esterni come la localizzazione, la qualità ambientale, la prossimità ai servizi, la sicurezza del quartiere e la qualità delle scuole. L'assunto centrale del modello edonico è che il prezzo di un bene sia funzione delle sue caratteristiche e che tali caratteristiche abbiano un prezzo rilevabile statisticamente. Ogni elemento può influenzare in modo significativo la disponibilità a pagare da parte degli acquirenti. L'analisi edonica consente dunque di decomporre il prezzo osservato di un immobile nella somma dei valori attribuiti a ciascuna caratteristica, rendendo possibile la valutazione anche di caratteristiche non scambiate direttamente sul mercato, come ad esempio l'inquinamento atmosferico o la vista panoramica.

A livello operativo, il modello edonico si presta a essere stimato tramite tecniche econometriche su dati di mercato. La forma funzionale della relazione prezzo-caratteristiche può essere lineare, log-lineare, polinomiale o più flessibile ancora (es. non parametrica), a seconda della struttura dei dati e della natura delle relazioni tra variabili. Una delle prime formulazioni concettuali si deve a Griliches (1961), che affronta in modo diretto e innovativo il problema della misurazione dei cambiamenti qualitativi nei beni durevoli e la costruzione di indici di prezzo che riflettano correttamente tali variazioni. L'autore propone di considerare i beni come insiemi di caratteristiche osservabili e misurabili, ciascuna delle quali contribuisce separatamente al prezzo complessivo del bene. Tale approccio permette di scomporre il prezzo osservato in una componente spiegata dalle caratteristiche fisiche (come peso o dimensioni, nel caso delle automobili) e una residua, associata ad aspetti non osservabili. Per farlo, Griliches suggerisce l'uso di regressioni cross-section che modellano il logaritmo del prezzo come funzione lineare delle specifiche tecniche del prodotto, ricavando così i prezzi impliciti di ciascuna caratteristica. Ad esempio, in una delle sue stime

empiriche, Griliches mostra che per le automobili statunitensi tra il 1950 e il 1961, il prezzo è significativamente influenzato da variabili come la potenza del motore, il peso, la lunghezza complessiva e la presenza di optional come il cambio automatico. I coefficienti ottenuti in queste regressioni permettono di costruire indici di prezzo “qualità-aggiustati”, capaci di distinguere le variazioni dovute all’inflazione da quelle attribuibili a miglioramenti qualitativi. La sua innovazione metodologica risiede nell’aver considerato, per la prima volta in modo sistematico, il ruolo delle caratteristiche nella dinamica dei prezzi. Questo ha permesso all’autore di proporre una misura più precisa del progresso tecnico, interpretando gli aumenti di performance dei beni come variazioni nelle loro caratteristiche con prezzi impliciti specifici. Il modello, da un lato, ha aperto la strada all’impiego di modelli econometrici per spiegare il valore dei beni in base alle loro componenti; dall’altro, ha fornito una cornice empirica che verrà poi sviluppata in termini teorici da altri autori. In particolare, Griliches mostra come sia possibile quantificare il valore attribuito a ogni caratteristica utilizzando dati di mercato, trasformando così le osservazioni empiriche in strumenti per l’inferenza sul comportamento economico dei consumatori. Su questa base empirico-statistica, si innesta l’approccio teorico sviluppato da Kelvin J. Lancaster nel 1966. In contrasto con l’approccio tradizionale della teoria del consumatore, in cui l’utilità è attribuita direttamente ai beni, Lancaster propone un cambiamento di paradigma: «Il bene, di per sé, non fornisce utilità al consumatore; esso possiede caratteristiche, e sono queste caratteristiche a generare utilità.» Ovvero, i beni vengono considerati semplicemente come mezzi attraverso cui il consumatore accede a un certo numero di attributi o "caratteristiche", che sono gli elementi realmente determinanti dell’utilità. Se un bene è rappresentato come un vettore $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ e ognuno di questi fornisce un mix di caratteristiche $z = (z_1, z_2, \dots, z_m)$, allora l’utilità è definita nella forma $U = U(z_1, z_2, \dots, z_m)$.

Il passaggio fondamentale è dunque dalla rappresentazione tradizionale $U = U(x)$, in cui l’utilità dipende direttamente dai beni, a quella alternativa $U = U(Zx)$, in cui l’utilità dipende dalle caratteristiche generate dalla combinazione dei beni acquistati. Questo consente di interpretare la domanda in funzione di ciò che effettivamente interessa al consumatore. Le preferenze del consumatore vengono rappresentate attraverso curve di indifferenza nello spazio delle caratteristiche. Queste curve collegano punti che forniscono la stessa utilità al

consumatore, ciascuno caratterizzato da combinazioni diverse di attributi. Parallelamente, Lancaster introduce il vincolo tecnologico, rappresentato graficamente da una linea o da un insieme di punti che rappresenta l'insieme delle combinazioni di caratteristiche che possono essere effettivamente ottenute data la disponibilità dei beni e le loro caratteristiche intrinseche. Il problema di ottimizzazione del consumatore diventa dunque:

$$\text{Max } U(z) = U(Zx) \text{ soggetto al vincolo } p'x \leq M$$

Dove p indica il vettore dei prezzi dei beni, e M il reddito disponibile del consumatore. Il consumatore individua la combinazione ottimale di beni che massimizza la propria utilità scegliendo il punto di tangenza tra la curva di indifferenza e il vincolo tecnologico.

Il modello di Lancaster si presta a una maggiore flessibilità nell'analisi delle preferenze individuali, consentendo di studiare mercati in cui i consumatori non sono interessati a singoli prodotti, ma a insiemi di attributi che possono essere ottenuti da diverse combinazioni di beni. Questo è particolarmente utile in ambiti come il mercato immobiliare, dove gli immobili sono altamente eterogenei ma confrontabili in termini di caratteristiche (dimensione, localizzazione, esposizione, qualità).

Questo approccio ha avuto un impatto cruciale nella modellazione della domanda per beni differenziati e ha fornito le basi teoriche per il successivo sviluppo dei modelli dei prezzi edonici. In particolare, il lavoro di Rosen (1974) può essere visto come una naturale estensione dell'idea di Lancaster, applicata non solo alla teoria del comportamento del consumatore, ma anche alla struttura dei prezzi di mercato, in cui il prezzo del bene diventa funzione continua delle caratteristiche che lo compongono. Rosen suddivide l'analisi in due fasi distinte: nella prima si stima empiricamente la funzione dei prezzi edonici osservati, mentre nella seconda si recuperano le preferenze dei consumatori a partire dai prezzi marginali impliciti, dati dalle derivate parziali della funzione.

In questo quadro, il prezzo di un bene $p(z)$ è funzione continua e differenziabile delle sue caratteristiche, ovvero:

$$p(z) = p(z_1, z_2, \dots, z_n)$$

La funzione di prezzo edonico $p(z)$ associa a ciascuna combinazione di caratteristiche $z=(z_1, \dots, z_n)$ un prezzo di mercato osservabile. Tale funzione riflette l'insieme dei prezzi impliciti che i consumatori pagano per ogni caratteristica. I prezzi marginali impliciti delle caratteristiche sono calcolati tramite le derivate parziali della funzione di prezzo, ovvero:

$$\frac{\partial p}{\partial z_i}$$

Per esempio, nel mercato immobiliare, potremmo stimare quanto “valgono” in media un metro quadrato in più, un piano più alto, o la presenza di un balcone, osservando tanti annunci reali.

Una volta stimata la funzione di prezzo, Rosen propone una seconda fase in cui si tenta di recuperare la funzione di utilità dei consumatori. Il consumatore massimizza la propria utilità $U(x, z)$ dove x rappresenta il consumo degli altri beni e z il vettore delle caratteristiche del bene.

Il vincolo di bilancio è:

$$x + p(z) \leq y. \quad \text{Dove } y \text{ è il reddito.}$$

Il problema di ottimizzazione diventa dunque:

$$\max_{(x, z)} U(x, z) \text{ soggetto a } x + p(z) \leq y$$

La soluzione ottima si verifica nel punto in cui la funzione di offerta implicita del produttore $p(z)$ è tangente alla funzione di valore del consumatore $\theta(z; u, y)$, ovvero la spesa massima che il consumatore è disposto a sostenere per una data combinazione di caratteristiche e un dato livello di utilità. La condizione di primo ordine diventa:

$$\frac{\partial \theta}{\partial z_i} = \frac{U_{zi}}{U_x} = p_i(z)$$

Questa rappresenta l'uguaglianza tra prezzo marginale implicito e disponibilità marginale a pagare per la caratteristica z_i , condizione che stabilisce l'equilibrio individuale:

Il consumatore ottimizza quando il beneficio marginale (valutato in termini di utilità) derivante da un incremento di una caratteristica è esattamente pari al costo marginale (cioè al prezzo implicito) di quella caratteristica.

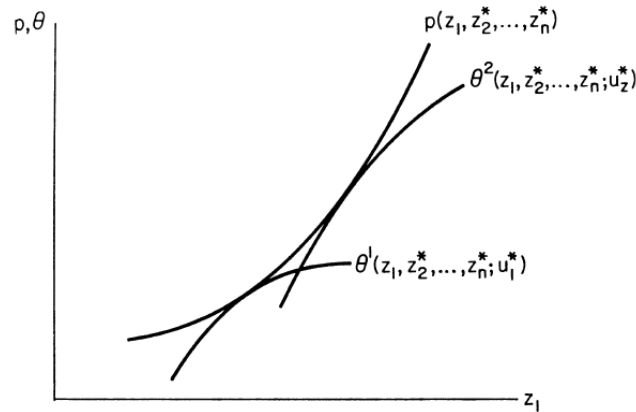


Fig.2 L'ottica del consumatore

I produttori operano in un mercato concorrenziale e prendono i prezzi edonici $p(z)$ come parametrici. Ogni produttore sceglie quali caratteristiche incorporare nel bene in modo da massimizzare il profitto. La funzione di profitto di un'impresa è:

$$\Pi = M \cdot p(z) - C(M, z)$$

Dove:

- M è la quantità prodotta,
- $p(z)$ è il prezzo implicito del pacchetto di caratteristiche scelto,
- $C(M, z)$ è la funzione di costo.

Le condizioni di ottimalità impongono che per ogni attributo z_i il costo marginale di produzione sia uguale al prezzo marginale implicito osservabile sul mercato:

$$\frac{\partial C}{\partial z_i} = p_i(z)$$

In analogia con il consumatore, anche il produttore può essere rappresentato da una funzione di offerta implicita $\phi(z; \pi, \alpha)$ che rappresenta il prezzo minimo accettabile per offrire un bene con caratteristiche z , mantenendo un certo livello di profitto π . Il produttore sceglie quindi una combinazione z^* tale da rendere la funzione di offerta tangente a quella di prezzo implicito:

$$p(z^*) = \phi(z^*; \pi, \alpha)$$

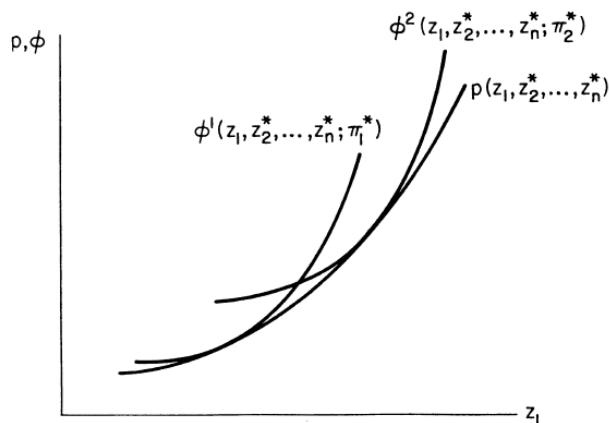


Fig.3 L'ottica del produttore

L'equilibrio di mercato si verifica quindi quando, per ogni vettore di caratteristiche z , la quantità domandata e la quantità offerta coincidono:

$$Q_d(z) = Q_s(z)$$

In termini concettuali, ciò implica che i beni con determinate caratteristiche vengono effettivamente scambiati quando il prezzo edonico di mercato corrisponde:

- Alla disponibilità marginale a pagare del consumatore (ovvero al valore soggettivo attribuito a ciascun attributo);
- Al costo marginale di produzione sostenibile per il produttore per offrire quel pacchetto di attributi.

Le derivate parziali $\frac{\partial p}{\partial z_i}$ forniscono i prezzi marginali impliciti, ma per tradurre questi valori in curve di domanda è necessario osservare come tali prezzi variano al variare delle caratteristiche scelte da individui diversi in contesti differenti. La funzione di prezzo edonico $p(z)$ è interpretabile come il luogo geometrico dei punti di tangenza tra le curve di indifferenza (o superfici di valore costante) dei consumatori e le curve isoprofitto dei

produttori. Dal lato della domanda, gli individui massimizzano la loro utilità scegliendo il pacchetto di caratteristiche che preferiscono, dati i vincoli di reddito. Dal lato dell'offerta, i produttori massimizzano i profitti scegliendo la combinazione di caratteristiche che possono fornire a minor costo o con maggior margine di guadagno. Rosen descrive questa situazione come un involuppo comune delle funzioni di valore del consumatore e di offerta del produttore: il punto in cui esse si toccano rappresenta il prezzo di equilibrio. Questo equilibrio, in primo luogo, giustifica l'esistenza di una varietà di beni differenziati nel mercato, poiché consumatori e produttori possono avere preferenze e costi diversi rispetto a ciascuna caratteristica e, conseguentemente, consente di interpretare i prezzi osservati come misure indirette della disponibilità marginale a pagare e dei costi marginali, fornendo una base empirica per l'inferenza delle curve di domanda e offerta non osservabili direttamente. Il fatto che le caratteristiche dei beni siano osservabili e quantificabili, pur essendo eterogenee, consente di modellare in modo realistico i mercati immobiliari, dove l'unicità di ciascun bene è la norma e non l'eccezione. A titolo esemplificativo, una casa con tre stanze da letto e due bagni, situata in una determinata zona urbana, sarà necessariamente distinta da un'altra anche se possiede un numero simile di vani ma si trova in una zona differente, ha un'esposizione diversa o è soggetta a vincoli paesaggistici.

2.2 I limiti del modello di Rosen e gli sviluppi successivi

Il modello sviluppato da Rosen presenta limiti non trascurabili. Il primo riguarda la forte dipendenza da condizioni di equilibrio di mercato ideali. Affinché i prezzi osservati riflettano fedelmente i prezzi impliciti delle caratteristiche (cioè le disponibilità marginali a pagare e i costi marginali), è necessario che il mercato sia in equilibrio, che vi sia concorrenza perfetta e che non esistano frizioni, asimmetrie informative, barriere all'entrata o potere di mercato. Inoltre, Ekeland, Heckman e Nesheim (2004) hanno sottolineato un problema di endogeneità. La funzione di prezzo stimata rappresenta infatti l'esito di equilibrio tra domanda e offerta, e non può essere interpretata univocamente come una funzione di domanda. Pertanto, l'utilizzo diretto della derivata $\partial p(z)/\partial z_i$ per inferire le preferenze del consumatore porta a risultati distorti, a meno di introdurre ipotesi aggiuntive molto

restrittive, come strumenti esogeni o esclusione di variabili specifiche. In assenza di tali condizioni, il tentativo di scomporre empiricamente la funzione di prezzo in componenti di domanda e di offerta diventa non identificabile, con il rischio di compromettere la validità delle inferenze economiche.

Un altro aspetto degno di nota riguarda la dimensione spaziale del modello. In molti mercati immobiliari, la localizzazione rappresenta una caratteristica dominante e, al contempo, una fonte di problematiche metodologiche. L'inclusione di variabili spaziali nella funzione edonica complica l'analisi, in quanto la vicinanza geografica tra osservazioni può generare correlazione spaziale negli errori. Ciò richiede l'impiego di tecniche avanzate, quali i modelli a effetti spaziali o il controllo per autocorrelazione.

A tal proposito, vale la pena menzionare il contributo di Epple (1987), il quale ha proposto un'estensione del modello edonico introducendo un framework per il trattamento delle eterogeneità nella domanda attraverso funzioni di *utilità nested*, una classe di funzioni che permettono di modellare scelte discrete tra molteplici alternative raggruppate in sottoinsiemi omogenei (i cosiddetti nidi). In un contesto urbano, ad esempio, un consumatore può prima decidere in quale zona della città abitare (il nido), e poi scegliere tra diverse unità abitative all'interno di quella zona. Questo approccio consente di modellare preferenze non lineari e segmentate, in particolare nei mercati urbani in cui vi è una forte segregazione per reddito. Affrontando esplicitamente il problema dell'identificazione strutturale delle curve di domanda e offerta nei mercati con beni fortemente differenziati (come quello immobiliare), nel suo contributo, Epple introduce un modello strutturale in cui il comportamento del consumatore è descritto da una funzione di utilità indiretta che incorpora esplicitamente sia le caratteristiche del bene, sia le preferenze individuali. Tale funzione è formalizzata come segue:

$$U_{ij} = X_j \beta_i - P_j$$

dove U_{ij} rappresenta l'utilità che l'individuo i associa al bene j , X_j è un vettore delle caratteristiche osservabili del bene (quali dimensioni, qualità dell'ambiente, servizi disponibili), β_i è un vettore di parametri che riflettono le preferenze individuali eterogenee, e P_j è il prezzo dell'unità abitativa.

Tale approccio migliora la rappresentazione del processo decisionale, superando l'assunzione restrittiva di indipendenza dalle alternative irrilevanti presente nei modelli logit semplici.

L'equilibrio del mercato, in questo contesto, è il risultato dell'interazione tra la domanda aggregata (derivante dalla distribuzione delle preferenze individuali) e l'offerta, modellata a partire dai costi di produzione dei produttori.

Inoltre, nel loro studio su modelli identificabili di mercato, Brown e Rosen (1982) hanno evidenziato che una relazione tra prezzo e caratteristiche non garantisce la possibilità di risalire in modo univoco alle preferenze dei consumatori o ai costi di produzione dei produttori, se non si introducono ulteriori vincoli o informazioni.

Per superare tale problema, suggeriscono l'utilizzo di dati provenienti da più mercati, ovvero contesti in cui le condizioni di domanda e offerta variano in modo esogeno, oppure l'imposizione di restrizioni teoriche sulle funzioni strutturali, ad esempio specificando a priori la forma della funzione di utilità o dei costi marginali. In un'ottica più moderna, Bajari & Benkard (2005) hanno introdotto una metodologia che affronta alcuni dei limiti strutturali legati all'identificazione della domanda in mercati con prodotti differenziati. Gli autori sviluppano un approccio semiparametrico che consente di stimare la distribuzione dei parametri di preferenza dei consumatori, anche in presenza di dati limitati e spazio dei prodotti discreto. L'approccio si basa su due fasi. Nella prima fase, viene stimata la funzione di prezzo edonica in presenza di caratteristiche non osservate, assumendo che queste siano indipendenti da quelle osservate. Tale funzione di prezzo, permette di inferire un attributo non osservato per ciascun prodotto (es. la "qualità percepita"). Nella seconda fase, la domanda viene stimata utilizzando una funzione di utilità parametrica e sfruttando le condizioni del primo ordine. I parametri di preferenza individuali vengono ricavati attraverso un'inversione del sistema, anche con un'unica osservazione per consumatore.

La formulazione generale del modello di utilità considerata è la seguente:

$$u(x_j, y_j, c; \beta_i) = \sum \beta_{i,k} \log(x_{j,k}) + \beta_{i,y} \log(y_j) + c$$

dove x_j rappresenta il vettore delle caratteristiche osservabili del prodotto j , y_j l'attributo non osservato, c il consumo del bene composito, e β_i il vettore di preferenze dell'individuo i .

Gli autori dimostrano che, anche in assenza di osservazioni ripetute per ciascun consumatore, è possibile ottenere stima puntuale o per insiemi (*set identification*) dei parametri di preferenza e delle curve di domanda. Questo è particolarmente utile nei casi in cui il numero di prodotti disponibili è limitato o vi siano molte caratteristiche discrete. Questo approccio si distingue per la sua capacità di trattare le eterogeneità non osservate nei consumatori e nei prodotti, superando i limiti della seconda fase proposta da Rosen, spesso affetta da problemi di endogeneità e simultaneità. Ed è proprio sull'endogeneità di variabili esplicative che Bartik (1987) ha posto l'attenzione. In molti casi, le caratteristiche dei beni non sono esogene, ma scelte in modo endogeno dai consumatori o correlate a variabili omesse. Questo introduce un bias nella stima dei coefficienti edonici. Il suo modello propone l'uso di variabili strumentali per correggere tale problema, suggerendo un framework più realistico per l'identificazione delle preferenze. In particolare, egli mostra come l'impiego di strumenti validi possa mitigare le distorsioni derivanti da correlazioni spurie tra le caratteristiche e gli errori.

Formalmente, il modello edonico con variabili strumentali può essere espresso come:

$$p_i = X_i\beta + \varepsilon_i \quad \text{con} \quad E[Z_i\varepsilon_i] = 0$$

Dove X_i sono le caratteristiche endogene, Z_i sono gli strumenti e β i coefficienti da stimare. L'assunzione chiave è l'esogeneità degli strumenti rispetto all'errore ε_i .

La condizione di ortogonalità $E[Z_i\varepsilon_i]=0$ indica che le variabili strumentali Z_i devono essere statisticamente indipendenti dal termine di errore ε_i , condizione necessaria affinché le stime dei parametri β non siano affette da bias. Ovvero, gli strumenti devono essere esogeni rispetto al processo generatore dell'errore, cioè non devono essere influenzati da quelle componenti non osservate (come le preferenze individuali latenti, gli shock locali o le aspettative) che incidono simultaneamente sul prezzo del bene e sulla selezione delle sue caratteristiche. Affinché gli strumenti siano validi, non basta l'esogeneità: essi devono anche essere rilevanti, ovvero fortemente correlati con le variabili esplicative endogene X_i . Questa

seconda proprietà assicura che le variabili strumentali apportino una variazione sufficiente nelle variabili spiegate da sfruttare per identificare i parametri di interesse. Infine, gli strumenti devono essere non ridondanti, cioè non devono contenere informazioni sovrapposte o perfettamente collineari rispetto ad altre variabili nel sistema.

2.3 Distinzione tra approcci parametrici e non parametrici

Nell'ambito del mercato immobiliare e della sharing economy, l'interesse crescente per la rappresentazione accurata di relazioni complesse ha favorito l'utilizzo di metodi non parametrici e semiparametrici, in grado di cogliere meglio la variabilità nella valutazione delle caratteristiche. I modelli parametrici assumono una specifica forma funzionale per la relazione tra prezzo e caratteristiche del bene. Tipicamente, questa relazione viene rappresentata da una funzione lineare o polinomiale, come nel caso classico:

$$p_i = \beta_0 + \beta_1 z_{1i} + \beta_2 z_{2i} + \dots + \beta_k z_{ki} + \varepsilon_i$$

dove p_i è il prezzo osservato del bene i , z_{ji} rappresenta la j -esima caratteristica del bene, β_j sono i coefficienti edonici che catturano il contributo marginale delle caratteristiche al prezzo, e ε_i è il termine di errore.

I modelli non parametrici non richiedono l'assunzione preventiva di una forma funzionale precisa. Questo approccio permette una maggiore flessibilità nella stima delle relazioni tra variabili, riducendo notevolmente il rischio di errori di specificazione. Tra le tecniche più utilizzate figurano la regressione kernel, le spline e i modelli a regressione locale.

La regressione kernel, introdotta da Nadaraya (1964) e Watson (1964), rappresenta uno dei principali strumenti della statistica non parametrica. Questo metodo consente di stimare la funzione di regressione condizionale senza la necessità di specificare preventivamente una struttura funzionale rigida.

La formula generale della regressione kernel è la seguente:

$$\hat{m}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right)y_i}{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right)}$$

dove K rappresenta la funzione kernel, generalmente una gaussiana o una funzione simile che attribuisce maggior peso alle osservazioni più vicine al punto x . Il parametro h , chiamato *bandwidth*, è cruciale poiché determina il grado di levigatura applicato ai dati: un valore troppo piccolo genera stime con eccessiva variabilità (*overfitting*), mentre un valore troppo grande può appiattire eccessivamente la struttura reale dei dati (*underfitting*). La selezione ottimale del bandwidth è generalmente effettuata tramite tecniche di cross-validation², come la *leave-one-out cross-validation* o la selezione basata su minimizzazione dell'errore quadratico medio. Una delle principali proprietà teoriche della regressione kernel è la sua consistenza: al crescere del numero di osservazioni, lo stimatore converge alla vera funzione di regressione, a condizione che il bandwidth sia scelto correttamente. Inoltre, questo approccio consente di modellare anche relazioni complesse tra più variabili indipendenti, sebbene l'efficacia diminuisca con l'aumentare della dimensionalità del problema (fenomeno noto come "curse of dimensionality").

Le spline costituiscono un'altra tecnica non parametrica diffusa: consistono in funzioni polinomiali a tratti che consentono di modellare relazioni non lineari attraverso una sequenza di punti detti nodi. Questo metodo è particolarmente utile per catturare variazioni locali e complesse nei dati, preservando un elevato grado di flessibilità. Nella letteratura econometrica, sono spesso utilizzate le *cubic spline*, che garantiscono continuità fino alla seconda derivata, assicurando una stima più regolare. Invece, i modelli a regressione locale (come il metodo LOESS) rappresentano un'ulteriore estensione, in cui viene effettuata una stima locale dei parametri tramite pesi assegnati in base alla distanza tra le osservazioni. Questi metodi hanno trovato ampia applicazione nei contesti in cui l'obiettivo è descrivere fenomeni con comportamenti diversi in sottodomini del dataset.

² è una tecnica statistica utilizzata per valutare l'affidabilità di un modello predittivo, suddividendo il campione di dati in più sottoinsiemi (detti *folds*). Il modello viene stimato su una parte dei dati (*training set*) e testato sulla parte restante (*validation set*), ripetendo il processo più volte per ridurre la varianza della stima dell'errore di previsione.

Il contributo di Pace (1993) parte dalla consapevolezza che le specificazioni parametriche comunemente adottate (come forme lineari o semi-logaritmiche) sono arbitrarie e spesso inadatte a catturare la complessità reale delle relazioni tra prezzo e attributi degli immobili. Tali specificazioni, pur offrendo facilità interpretativa, rischiano di produrre stime distorte se la forma funzionale ipotizzata non riflette la struttura effettiva dei dati.

Un aspetto centrale del suo contributo teorico consiste nella formulazione del kernel estimator come "griglia non parametrica", che consente di stimare la funzione di prezzo su un insieme di punti dello spazio delle caratteristiche, applicando un processo di smoothing che assegna pesi maggiori alle osservazioni vicine. Questo metodo fornisce una rappresentazione intuitiva della superficie dei prezzi e permette di analizzare con precisione le variazioni locali nel mercato immobiliare. Nel dettaglio, viene dimostrato attraverso simulazioni che la regressione kernel riesce a riprodurre fedelmente pattern complessi, tra cui discontinuità, effetti soglia e interazioni non lineari tra le variabili. Mostra come l'approccio non parametrico sia particolarmente utile nei casi in cui l'effetto di una variabile cambi significativamente in funzione del livello di un'altra variabile, una dinamica difficilmente gestibile con modelli parametrici convenzionali. Viene discussa anche la scelta della funzione kernel (es. gaussiana, uniforme) e del parametro di smoothing, sottolineando come questi influenzino direttamente la qualità delle stime. In particolare, mette in evidenza che esiste un trade-off tra bias e varianza che deve essere attentamente bilanciato: kernel più ampi offrono maggiore stabilità ma rischiano di sovra semplificare la struttura dei dati, mentre kernel più ristretti migliorano la sensibilità locale al prezzo ma aumentano la variabilità delle stime. Viene dimostrata empiricamente la validità dell'approccio applicandolo a tre dataset immobiliari differenti, tra cui i dati tratti da Harrison e Rubinfeld (1978), che analizzano l'effetto dell'inquinamento atmosferico sul valore delle abitazioni. I risultati ottenuti mostrano che l'approccio non parametrico è in grado di attenuare l'influenza di outlier o errori di specificazione e consente una maggiore robustezza rispetto alle stime parametriche tradizionali. In particolare, il coefficiente medio sull'inquinamento risulta ridimensionato, pur rimanendo statisticamente significativo. Viene inoltre sottolineato il valore della regressione kernel come strumento diagnostico. Secondo l'autore, l'applicazione dei metodi non parametrici può servire come benchmark per valutare l'adeguatezza dei modelli parametrici. Se la funzione di prezzo stimata non parametricamente differisce in

modo sistematico da quella stimata parametrica, ciò può suggerire errori di specificazione o la necessità di includere interazioni o trasformazioni non considerate nel modello originale.

2.4 L'analisi edonica in ambito ambientale e spaziale

Negli ultimi decenni, l'analisi edonica si è affermata come uno degli strumenti principali per la valutazione monetaria di beni non di mercato, come la qualità ambientale e la localizzazione. In particolare, l'approccio edonico consente di inferire il valore economico attribuito dagli individui a determinati attributi ambientali e spaziali, analizzando il modo in cui essi influenzano i prezzi degli immobili. Freeman (1979) parte dalla considerazione che molte qualità ambientali, come l'aria pulita, il silenzio o la presenza di aree verdi, non vengono scambiate direttamente sui mercati, ma influenzano indirettamente il prezzo di beni osservabili, in particolare le abitazioni. In questa prospettiva, il prezzo di mercato di un immobile può essere visto come la somma dei prezzi impliciti delle sue caratteristiche, incluse quelle ambientali.

Freeman struttura il suo approccio attraverso il framework a due stadi, derivato da Rosen (1974), ma adattato al contesto ambientale. Nel primo stadio si stima la funzione di prezzo edonica, che rappresenta il prezzo dell'immobile come funzione delle sue caratteristiche, comprese le variabili ambientali. Nel secondo stadio si derivano le curve di domanda per ciascuna caratteristica, permettendo di stimare la disponibilità a pagare marginale per un miglioramento ambientale. Questo approccio è particolarmente utile per analizzare politiche pubbliche di riduzione dell'inquinamento o miglioramento del verde urbano, poiché permette di quantificare in termini monetari il beneficio ambientale percepito dai cittadini.

Nel contesto edonico, il valore implicito di una variabile ambientale q si ottiene dalla derivata della funzione del prezzo rispetto a q :

$$WTP = \frac{\partial p}{\partial q} \times \Delta q$$

Il risultato rappresenta la disponibilità a pagare per un miglioramento nella qualità ambientale consente di quantificare quanto i consumatori siano disposti a pagare per un incremento marginale della qualità ambientale, rappresentata dalla variabile q . La derivata rappresenta il prezzo marginale implicito di q , ovvero quanto varia il prezzo dell'immobile per una variazione infinitesima della caratteristica ambientale. Freeman sottolinea l'importanza di interpretare questa misura come una stima locale: essa dipende dalla posizione specifica lungo la funzione di prezzo, e dunque può variare in funzione delle caratteristiche dell'immobile, del quartiere o del mercato locale. La stima della richiede quindi un'attenta specificazione del modello edonico, nonché l'inclusione di tutte le variabili rilevanti per evitare problemi di bias da variabile omessa.

Un elemento centrale del modello è l'assunzione che i mercati immobiliari siano sufficientemente concorrenziali e informati da riflettere nei prezzi tutte le caratteristiche rilevanti dei beni, incluse quelle ambientali. Questa condizione, tuttavia, è spesso difficile da verificare empiricamente e costituisce una delle principali critiche rivolte all'approccio.

Peter Linneman, nel suo studio del 1980, pubblicato nel *Journal of Urban Economics*, fornisce un'analisi empirica dettagliata sulla forma funzionale della relazione edonica e sul ruolo delle caratteristiche spaziali e di quartiere nel determinare il prezzo delle abitazioni. Utilizzando dati tratti dall'Annual Housing Survey del 1973 relativi a diverse aree metropolitane degli Stati Uniti, Linneman analizza e confronta diverse specificazioni funzionali della funzione di prezzo, valutando le implicazioni che ciascuna di esse ha nella stima dei prezzi impliciti. Un aspetto fondamentale del suo contributo risiede nella dimostrazione che la qualità del quartiere e le condizioni ambientali circostanti hanno un'influenza determinante sulla formazione dei prezzi. Le variabili incluse nello studio sono la qualità percepita delle scuole, la percentuale di edifici abbandonati, il tasso di criminalità e la densità abitativa. I risultati mostrano che queste variabili spiegano una quota consistente della varianza dei prezzi immobiliari, spesso superiore rispetto a quella attribuibile alle caratteristiche fisiche dell'abitazione (dimensione, numero di stanze, presenza di garage, ecc.). In particolare, viene evidenziato che le differenze nei prezzi tra due abitazioni identiche sotto il profilo strutturale possono arrivare anche al 100%, semplicemente a causa delle differenze nel contesto ambientale e spaziale. Questa conclusione rafforza l'idea che l'analisi edonica non può limitarsi a considerare le sole caratteristiche tangibili degli

immobili, ma debba necessariamente includere fattori localizzativi, socioeconomici e ambientali.

Linemann affronta anche la questione della forma funzionale della funzione edonica. Si osserva che specificazioni errate (ad esempio, l'uso di un modello lineare quando la relazione è non lineare) possono generare bias consistenti nella stima dei prezzi impliciti. Per esplorare questo aspetto, utilizza la trasformazione di Box-Cox per identificare la forma funzionale più appropriata. Questa attenzione metodologica rappresenta un passo in avanti importante rispetto ai lavori precedenti, poiché evidenzia la necessità di flessibilità e adattamento alla struttura dei dati.

Inoltre, il suo contributo riguarda anche il problema della selezione del campione. L'autore mostra che l'uso di campioni ristretti (es. solo proprietari o solo affittuari) può condurre a risultati distorti. Per ovviare a tale problema, propone una metodologia per convertire i valori degli immobili in equivalenti annuali, permettendo così l'inclusione simultanea di proprietà in affitto e in vendita nello stesso modello.

Importante sottolineare anche l'impatto delle sue conclusioni sulla formulazione delle politiche urbane: viene dimostrato come il miglioramento delle condizioni ambientali e del contesto urbano (es. riduzione del degrado edilizio, aumento della sicurezza, miglioramento delle scuole) possa tradursi in un incremento significativo del valore immobiliare. Questo fornisce un'argomentazione economica forte a sostegno degli interventi di rigenerazione urbana e pianificazione territoriale, facendo dell'analisi edonica uno strumento utile anche per il policy making. Pertanto, diventa evidente come la scelta della forma funzionale e la composizione del campione incidano profondamente sull'affidabilità delle stime edoniche. Una volta affrontate queste questioni, il modello può essere applicato con maggiore solidità empirica a contesti concreti, come quello del mercato immobiliare.

3. Applicazioni classiche del modello edonico nel mercato immobiliare

3.1 Il caso del mercato immobiliare parigino

Nel contesto del mercato immobiliare, le caratteristiche rilevanti includono elementi strutturali come la superficie abitabile, il numero di stanze, la presenza di un ascensore, il piano dell'appartamento, nonché fattori legati alla localizzazione geografica e al contesto urbano. Tali caratteristiche, seppur non vendute separatamente, influenzano in modo diretto il valore finale dell'immobile. Il modello edonico consente quindi di isolare l'effetto di ciascuna caratteristica sul prezzo di mercato attraverso l'utilizzo di tecniche statistiche, come l'applicazione di modelli di regressione.

Un caso di applicazione di questo modello viene rappresentato dallo studio dei prezzi delle abitazioni nella città di Parigi (Maurer, Pitzer, e Sebastian, 2004), che offre un campo di indagine particolarmente ricco per via della struttura eterogenea del mercato immobiliare locale. La città, infatti, presenta una forte variabilità nelle tipologie edilizie, negli standard costruttivi e nelle caratteristiche socio-economiche dei quartieri. In questo contesto, l'utilizzo del modello edonico permette di comprendere come ciascuno di questi elementi contribuisca alla formazione dei prezzi, fornendo indicazioni cruciali per analisi di mercato, politiche pubbliche e valutazioni immobiliari.

Uno dei principali obiettivi di tale applicazione è la costruzione di un indice dei prezzi che tenga conto delle variazioni qualitative delle abitazioni vendute nel tempo. Il semplice confronto tra i prezzi medi delle transazioni effettuate in due periodi diversi può essere fuorviante, dal momento che non tiene conto del fatto che gli immobili venduti in ciascun periodo possono presentare caratteristiche differenti.

Per esempio, se in un anno vengono venduti prevalentemente appartamenti di pregio e nell'anno successivo appartamenti economici, il confronto diretto dei prezzi medi potrebbe erroneamente suggerire una variazione nei valori immobiliari, quando in realtà si tratta solo di una differenza nella composizione qualitativa del campione. Il modello edonico risolve questo problema stimando un prezzo "normalizzato" che consente il confronto a parità di caratteristiche.

Questa impostazione, teorizzata da Lancaster e Rosen, consente di isolare l'effetto marginale delle singole caratteristiche sul prezzo osservato, anche quando esse non sono vendute separatamente. Nel caso specifico di Parigi, la ricerca ha beneficiato dell'accesso a un database di oltre 84.000 transazioni avvenute tra il gennaio 1990 e il dicembre 1999, registrate dalla Chambre Interdépartementale des Notaires de Paris, con una copertura progressiva delle vendite totali che ha raggiunto il 77,33% nel 1999.

Per ciascuna transazione, erano disponibili fino a 100 variabili descrittive, distribuite tra caratteristiche fisiche dell'immobile (come la superficie abitabile, il numero di bagni, la presenza di garage, terrazza, ascensore, stanze di servizio), dati sulla localizzazione geografica (quartier e arrondissement), informazioni giuridiche (es. stato di occupazione), oltre alla data esatta della transazione. Tuttavia, non tutte queste variabili erano presenti per ciascuna osservazione: alcune transazioni risultavano parzialmente incomplete o registrate. Pertanto, sono stati adottati criteri sistematici di esclusione per i record privi di variabili fondamentali, come il prezzo di vendita, la superficie o la data della transazione, in quanto l'assenza di tali informazioni avrebbe compromesso la validità del modello. Le osservazioni rimanenti sono state sottoposte a un processo di valutazione qualitativa, mirato a individuare e rimuovere outlier evidenti, come superfici abitative inferiori a 10 m² o superiori a 1000 m², e valori di prezzo non plausibili rispetto al contesto urbano di riferimento.

3.1.1 Come trattare le variabili categoriche?

Successivamente, è stato affrontato il problema dell'eterogeneità nei formati e nella codifica delle variabili categoriche, un aspetto cruciale nella preparazione dei dati per l'applicazione del modello edonico. Le variabili categoriche rappresentano attributi qualitativi che non assumono un valore numerico continuo, ma si esprimono attraverso categorie o classi distinte. In questo contesto, esempi tipici di variabili categoriche includono l'epoca di costruzione (es. "anni '60", "recente"), il piano dell'appartamento (es. "piano terra", "intermedio", "ultimo piano") oppure la tipologia dell'edificio (es. "palazzo storico", "costruzione moderna", "villa").

Tuttavia, nella base dati analizzata, tali informazioni risultavano spesso inserite in formati non standardizzati, sia sotto forma di testo libero, sia come codifiche numeriche eterogenee, a volte ambigue o incoerenti. Ad esempio, per l'anno di costruzione, si potevano trovare voci come "1960", "anni Sessanta", "vecchio", o ancora codici numerici non chiaramente interpretabili. Questo tipo di inconsistenza pone un serio ostacolo all'impiego diretto delle variabili all'interno di un modello di regressione, che richiede invece input numerici ben definiti e strutturati.

Per affrontare questo problema, è stato necessario procedere a un processo di pulizia e normalizzazione dei dati, che ha comportato l'aggregazione delle modalità simili in categorie omogenee. Ad esempio, le diverse modalità relative all'anno di costruzione sono state riclassificate in classi temporali coerenti (ad esempio: "prima del 1945", "1945–1970", "1971–1990", "dal 1991 in poi").

Una volta definite le categorie standardizzate, si è provveduto alla loro trasformazione in variabili dummy (o variabili fittizie). Questo procedimento, noto come *one hot encoding*, consiste nella creazione di una variabile binaria per ciascuna modalità della variabile categorica (eccetto una, che funge da categoria di riferimento). Ogni dummy assume valore 1 se l'osservazione appartiene a quella categoria, 0 altrimenti. Ad esempio, la variabile "epoca di costruzione" con quattro categorie verrà convertita in tre variabili dummy (es. `costruzione_1948_1969`, `costruzione_1970_1989`, `costruzione_post1989`), mentre la categoria "prima del 1948" sarà implicitamente considerata nel termine intercetta del modello.

Questa codifica ha due vantaggi principali: in primo luogo, consente di includere efficacemente le variabili categoriche nel modello di regressione, mantenendone il significato interpretativo; in secondo luogo, evita distorsioni nelle stime che potrebbero derivare da una codifica numerica arbitraria, che suggerirebbe erroneamente un ordine o una distanza tra le modalità. Anche la variabile relativa al piano è stata classificata distinguendo il seminterrato, i piani dal secondo al sesto, e una categoria unica per i piani dal settimo in su, mentre il primo piano è stato scelto come riferimento base per l'interpretazione dei coefficienti.

In parallelo, si è reso necessario un lavoro di imputazione selettiva per le variabili non essenziali ma informative, come la presenza di terrazza o giardino, ove l'assenza del dato

non compromettesse la coerenza dell'osservazione. Questa operazione è stata condotta in modo da preservare l'equilibrio del campione e ridurre al minimo il rischio di introdurre bias sistematici nella stima. A valle di tali aggiustamenti, è stato ottenuto il data set definitivo.

3.1.2 La regressione non lineare Box-Cox e la stima dei coefficienti

La metodologia si è basata su un modello di regressione multipla, arricchito dall'utilizzo della trasformazione Box-Cox, che ha permesso una maggiore flessibilità nella modellazione delle relazioni non lineari. Il modello adottato è il seguente:

$$\frac{p_i^\theta - 1}{\theta} = \beta_0 + \beta_s \cdot \frac{s_i^\lambda - 1}{\lambda} + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ji} + u_i$$

Il termine a sinistra (variabile dipendente) è la trasformazione Box-Cox del prezzo dell'immobile i-esimo, dove p_i è il prezzo osservato dell'immobile, θ è il parametro stimato della trasformazione.

Il termine a destra dell'equazione invece, riporta:

β_0 : intercetta del modello;

β_s : coefficiente associato alla variabile trasformata;

$\frac{s_i^\lambda - 1}{\lambda}$ Trasformazione Box-Cox su una caratteristica chiave dell'immobile (la superficie o dimensione), con parametro λ ;

$\sum_{j=1}^k \beta_j x_{ji}$ Somma pesata delle altre caratteristiche edoniche non trasformate (posizione, qualità, servizi, ecc);

u_i : termine di errore.

A differenza dei modelli log-lineari, in cui i coefficienti rappresentano approssimazioni immediate dell'elasticità (cioè la variazione percentuale del prezzo associata a una variazione percentuale dell'attributo), nel contesto della Box-Cox la relazione stimata è non lineare e dipende anche dal livello assoluto delle variabili stesse. Nel modello sopra, la variabile dipendente non è il prezzo, bensì il prezzo trasformato. Analogamente, anche la superficie è trasformata. Di conseguenza, i coefficienti β misurano l'effetto di una variazione delle caratteristiche sulla trasformazione del prezzo, non sul prezzo stesso. Ciò significa che non è possibile dire, per esempio, che un coefficiente pari a 0,5 implica un aumento di 0,5 euro o del 50% del prezzo. Per ottenere effetti interpretabili in termini monetari o elasticità, è necessario applicare formule derivate dalla struttura del modello. Per una variabile metrica trasformata, come la superficie, l'elasticità del prezzo rispetto alla superficie si calcola con la seguente formula:

$$\varepsilon_{p,s} = \beta_s \cdot s^\lambda \cdot p^{-\theta}$$

dove β_s è il coefficiente stimato nella regressione (in questo caso 2,636), λ e θ sono i parametri di trasformazione (rispettivamente 0,14 e 0,11), s e p sono i valori medi osservati della superficie e del prezzo.

Per le variabili categoriche rappresentate da dummy (come ascensore, terrazza o piano) è possibile stimare il loro effetto percentuale sul prezzo attraverso la trasformazione inversa della funzione Box-Cox. In particolare, l'impatto monetario associato alla presenza di una certa caratteristica si ottiene confrontando due livelli di prezzo stimato (immobili che possiedono quella caratteristica e quelli che non la possiedono):

$$\Delta p = \left[\theta \cdot (p_0^{(\theta)} + \beta_j) + 1 \right]^{1/\theta} - \left[\theta \cdot p_0^{(\theta)} + 1 \right]^{1/\theta}$$

dove β_j è il coefficiente stimato della dummy e $p_0^{(\theta)}$ è il prezzo medio trasformato.

Per esempio, il coefficiente 0.566 per la variabile *Terrace* indica che, a parità di tutte le altre caratteristiche, la presenza di una terrazza è associata a un aumento di 0,566 unità nel prezzo trasformato.

3.1.3 Come vengono interpretati i risultati?

I risultati della regressione edonica stimata offrono un quadro statisticamente robusto dei fattori che influenzano la formazione dei prezzi delle abitazioni nel mercato immobiliare parigino. Il modello restituisce un coefficiente di determinazione pari a $R^2 = 0,891$, indicativo di una forte capacità esplicativa: quasi il 90% della variabilità osservata nei prezzi è spiegata dalle caratteristiche strutturali, localizzative e giuridiche incluse nella stima.

Variable	Coeff.	Variable	Coeff.	
Constant	16.420 *	Floor	0.166 **	
(Surface ^{0.14} -1)/0.14	2.636 *	Basement	0.329 *	
Elevator	0.431 *	2 nd floor	0.509 *	
Bathroom	0.471 *	3 rd floor	0.540 *	
Service Room	0.312 *	4 th floor	0.582 *	
Garage	0.355 *	5 th floor	0.593 *	
Garden	0.443 *	6 th floor	0.543 *	
Terrace	0.566 *	from 7 th floor	0.166 **	
New	0.766 *	Construction		
Occupancy		before 1850	0.084 *	
Buyer	-0.954 *	1914–1947	-0.069 *	
Partial	-0.516 *	1948–1969	0.015	
Tenant	-0.976 *	1970–1980	0.164 *	
		1981–1991	0.550 *	
		1992–2000	1.037 *	
$R^2 = 0.891$		** significant on 1 %-level		
		* significant on 5 %-level		

Fig.5 Risultati selezionati della regressione del modello Box-Cox, 1990–1999

Tra le variabili più rilevanti, la superficie abitabile – trasformata con un parametro Box-Cox pari a $\lambda=0,14$ – presenta un coefficiente pari a 2,636, risultato atteso e coerente con la teoria edonica, secondo cui la dimensione dell'immobile costituisce una delle principali determinanti del prezzo. Accanto a questa, un insieme di caratteristiche accessorie contribuisce significativamente ad accrescere il valore degli immobili: la presenza di ascensore (+0,431), di bagno aggiuntivo (+0,471), di garage (+0,355), stanza di servizio (+0,312), giardino (+0,443) e terrazza (+0,566) sono tutte associate a un premio di prezzo, a testimonianza del fatto che il comfort abitativo e le dotazioni complementari incidono in modo sostanziale sulla disponibilità a pagare degli acquirenti. Particolarmente marcato è

anche l'effetto positivo legato alla variabile "nuova costruzione", il cui coefficiente (+0,766) riflette la preferenza del mercato per edifici di recente realizzazione, associati generalmente a standard edilizi più moderni e a minori costi di manutenzione.

Un ulteriore fattore di rilievo è rappresentato dall'altezza dell'appartamento, espressa tramite dummy per ciascun piano. I coefficienti mostrano una chiara progressione crescente: dal secondo al quinto piano, il prezzo aumenta in modo sensibile (fino a un massimo di +0,593 al quinto piano), confermando la preferenza per unità poste ai piani superiori, specialmente in un contesto urbano denso come Parigi. Anche i piani superiori al sesto continuano a beneficiare di un premio, seppure più contenuto (+0,166). Un dato interessante riguarda il seminterrato, che presenta anch'esso un coefficiente positivo (+0,329): sebbene inusuale, tale effetto è attribuito dagli autori alla presenza di immobili di pregio situati in quartieri storici centrali, dove anche unità al piano interrato possono essere considerate di alto valore. Significativo anche l'effetto dell'epoca di costruzione. Gli immobili edificati nel periodo 1992–2000 mostrano il premio di prezzo più elevato (+1,037), seguiti da quelli realizzati tra 1981 e 1991 (+0,550) e 1970–1980 (+0,164), a conferma del valore attribuito agli edifici moderni. Al contrario, gli immobili costruiti tra il 1914 e il 1947 risultano lievemente penalizzati (−0,069), probabilmente per via dell'obsolescenza strutturale, mentre le unità risalenti al periodo 1948–1969 non mostrano effetti significativi. Le costruzioni anteriori al 1850 beneficiano invece di un premio (+0,084), verosimilmente legato al valore storico e architettonico di alcuni edifici localizzati nei quartieri più prestigiosi.

Infine, la condizione giuridica dell'immobile esercita un impatto fortemente negativo sulla determinazione del prezzo. In particolare, gli appartamenti occupati da inquilini al momento della vendita sono soggetti a una significativa svalutazione (−0,976), riflettendo la perdita di disponibilità immediata del bene. Anche le vendite parziali risultano penalizzate (−0,516), così come le transazioni in cui l'acquirente è vincolato da diritti preesistenti (−0,954). Al contrario, gli immobili nuovi godono di un premio di prezzo significativo, pari a 0,766, riflettendo la preferenza del mercato per le costruzioni recenti. Tali risultati confermano l'importanza dell'assenza di vincoli giuridici per la piena valorizzazione dell'immobile.

La maggior parte dei coefficienti stimati risulta altamente significativa: in particolare, quasi tutti i parametri sono statisticamente significativi al livello dell'1%, a eccezione di alcune variabili geografiche (relative a specifici quartieri) e temporali (alcuni trimestri o mesi), che

non raggiungono la soglia convenzionale del 5%. Questo elevato livello di significatività indica che le relazioni osservate tra caratteristiche degli immobili e prezzo non sono il frutto del caso, ma riflettono dinamiche economiche sistematiche.

Tuttavia, l'analisi diagnostica dei residui ha tuttavia evidenziato due problemi noti nei modelli di regressione applicati a dati reali: eteroschedasticità e autocorrelazione seriale. Il test di White ha restituito un valore elevato del test-statistic ($W = 4984,274$), segnalando la presenza di varianza non costante negli errori. Inoltre, l'analisi dei residui ha mostrato autocorrelazione fino al terzo ordine, suggerendo che gli errori non sono indipendenti nel tempo. Questi problemi, se non corretti, possono compromettere l'accuratezza dei *t statistic* e quindi portare a inferenze distorte.

Per ovviare a tali criticità, gli autori adottano una procedura robusta alla presenza di eteroschedasticità e autocorrelazione: i valori *t* associati ai coefficienti stimati sono stati ricalcolati utilizzando matrici di covarianza correttamente aggiustate secondo la metodologia di Newey e West (1987), che introducono un meccanismo di ponderazione decrescente: le osservazioni temporalmente più vicine hanno un peso maggiore nella stima della varianza-covarianza degli errori, mentre quelle più distanti nel tempo sono considerate con peso via via minore. In questo modo, si tiene conto del fatto che la correlazione tra gli errori tende ad attenuarsi con l'aumentare della distanza temporale. Questo approccio consente di ottenere inferenze statistiche più affidabili, anche in presenza di residui non i.i.d. (indipendenti e identicamente distribuiti), ed è particolarmente indicato per analisi econometriche su dati temporali.

3.1.4 La costruzione dell'indice di prezzo

La costruzione di un indice dei prezzi edonico si è basata sul cosiddetto metodo diretto, che consiste nell'inserire, all'interno del modello di regressione edonica, un insieme di variabili dummy temporali che identificano il periodo (mese o trimestre) in cui ha avuto luogo ciascuna transazione. Tecnicamente, a ogni osservazione viene associata una dummy che assume valore 1 se la transazione avviene in un determinato mese (o trimestre), e 0 altrimenti. Includendo una dummy per ciascun periodo all'interno del modello, è possibile stimare un coefficiente β_t che rappresenta l'effetto specifico del tempo sul prezzo

dell'immobile, mantenendo costanti tutte le altre caratteristiche (superficie, piano, quartiere, ecc.).

Gli autori stimano due specificazioni del modello: una versione trimestrale con 143 dummy temporali e localizzazione a livello di quartiere (80 quartier) ed una versione mensile con 163 dummy temporali e localizzazione a livello di arrondissement (20 arrondissement). L'elenco delle variabili comprende sia metriche (superficie, numero di bagni, garage, stanze di servizio) sia categoriche trasformate in variabili dummy (piano, epoca di costruzione, presenza di ascensore, giardino, terrazza, stato di occupazione).

L'inserimento di dummy temporali permette di isolare l'effetto del tempo sulla formazione del prezzo, cioè consente di determinare come varia il prezzo nel tempo per *una proprietà ipotetica standardizzata*, ovvero con caratteristiche medie costanti. Tale proprietà standard non corrisponde a un'abitazione reale, ma rappresenta una media ponderata delle caratteristiche presenti nel campione osservato nel periodo di riferimento.

In questo modo, l'indice dei prezzi riflette l'andamento nel tempo del prezzo di una proprietà media e inalterata nelle sue caratteristiche, garantendo una misurazione coerente delle dinamiche di mercato al netto delle variazioni nella composizione degli immobili venduti.

$$I_{0,t} = \left(\frac{\theta(p_0^{(\theta)} + \beta_t) + 1}{\theta p_0^{(\theta)} + 1} \right)^{1/\theta} \cdot 100$$

Esso è costruito come rapporto tra il prezzo stimato della proprietà standard nel periodo t e quello del periodo 0 moltiplicato per 100.

Gli indici così ottenuti rappresentano quindi il prezzo di un portafoglio immobiliare fittizio e standardizzato, che include in media, ad esempio, 0,23 garage, una distribuzione geografica 2,4% nel 5° arrondissement, 2,4% nel 7°, e così via.

Oltre al valore scientifico dell'analisi, i risultati ottenuti hanno importanti implicazioni applicative in ambito finanziario. La costruzione dell'indice dei prezzi edonico a qualità costante consente infatti di considerare l'immobiliare non solo come un bene di consumo o investimento individuale, ma anche come una classe di attività comparabile ad azioni e obbligazioni. I dati presentati nel paper mostrano che l'indice immobiliare parigino, costruito

su base mensile e trimestrale, presenta una correlazione bassa o addirittura negativa rispetto agli indici azionari (come il CAC 40) e obbligazionari (Datastream bond index).³ Questo suggerisce un elevato potenziale di diversificazione per gli investitori che vogliono costruire portafogli bilanciati tra asset reali e finanziari.

Dal punto di vista della volatilità, il comportamento dell'immobiliare si colloca in una posizione intermedia: la volatilità mensile degli appartamenti è inferiore rispetto a quella dei titoli azionari, ma superiore a quella dei titoli di Stato. Tuttavia, su base trimestrale, l'indice immobiliare presenta la deviazione standard più bassa tra le tre asset class analizzate, confermando la relativa stabilità del settore residenziale nel medio periodo.

Infine, l'analisi dinamica delle variazioni dell'indice evidenzia una autocorrelazione positiva nelle variazioni dei prezzi immobiliari. Questo risultato è particolarmente interessante dal punto di vista teorico, in quanto suggerisce una minore efficienza informativa del mercato immobiliare rispetto a quello finanziario. In altri termini, i prezzi degli immobili tendono a seguire un processo più prevedibile, il che può essere sfruttato da investitori istituzionali per la costruzione di benchmark realistici o per lo sviluppo di strumenti derivati legati a indici immobiliari edonici. Infine, la presenza di immobili storici, la densità urbana e la regolazione dell'affitto condizionano fortemente il valore degli immobili. Alcuni effetti "anomali", come il premio positivo per i seminterrati o l'impatto negativo della presenza di inquilini, riflettono dinamiche tipiche di mercati saturi e rigidamente regolati. Ma cosa succederebbe se il modello dei prezzi edonici venisse applicato in un mercato "emergente" e in un contesto di sviluppo?

³ Il CAC 40 è l'indice di riferimento della Borsa di Parigi, composto dalle 40 maggiori società francesi per capitalizzazione. Il Datastream Total Return Bond Index è un indice obbligazionario che riflette il rendimento complessivo di un paniere di titoli a reddito fisso, includendo sia l'apprezzamento del capitale sia le cedole. Entrambi sono comunemente utilizzati come benchmark per confrontare la performance di altre asset class, come l'immobiliare, in termini di rendimento, rischio e potenziale di diversificazione.

3.2. Il modello edonico in un'economia emergente

Mentre nell'ambito di un mercato immobiliare consolidato l'interesse è spesso rivolto alla costruzione di indici per il benchmarking o strumenti di investimento, l'adozione del modello edonico per analizzare il mercato immobiliare in Vietnam, dunque in un mercato emergente, il focus è sull'identificazione di determinanti fondamentali del prezzo e sulla promozione della trasparenza.

Quando si parla di economie emergenti, infatti, diventa particolarmente rilevante trovare strumenti affidabili per comprendere le dinamiche del mercato immobiliare, che spesso si sviluppa in modo disomogeneo, con squilibri tra domanda e offerta e una certa imprevedibilità nei comportamenti degli attori coinvolti.

In questo contesto, lo studio si concentra su due città chiave del Vietnam, in cui vengono stimati i prezzi degli immobili residenziali: Ho Chi Minh City e Hanoi. Questi due centri urbani non solo rappresentano le aree metropolitane più grandi e popolate del Paese, ma sono anche epicentri nevralgici per l'economia nazionale. Negli ultimi decenni, entrambe le città hanno sperimentato una crescita urbana accelerata, alimentata da intensi flussi migratori interni, soprattutto dalle zone rurali, e da un processo di modernizzazione che ha trasformato profondamente il tessuto urbano, sociale ed economico. Questa rapida urbanizzazione ha inevitabilmente inciso sul mercato immobiliare locale, che si presenta oggi come un settore in forte espansione, ma allo stesso tempo soggetto a numerose incertezze. In particolare, l'instabilità normativa, la carenza di dati sistematici e l'asimmetria informativa tra compratori, venditori e investitori rendono difficile formulare valutazioni precise e trasparenti sul valore degli immobili. Da qui nasce l'esigenza di applicare strumenti analitici rigorosi, come appunto il modello edonico, che permettano di individuare in modo oggettivo i fattori che più influenzano i prezzi di mercato.

Per rendere l'analisi quanto più concreta e ancorata alla realtà del mercato, sono stati utilizzati dati empirici raccolti tramite indagini dirette su progetti immobiliari residenziali che erano stati completati nel primo semestre del 2019.

Le informazioni ottenute riguardano 205 unità immobiliari effettivamente vendute, per le quali sono state raccolte in maniera sistematica tutte le caratteristiche rilevanti.

I dati raccolti presentano variabili sia metriche (quantitative) che categoriche (qualitative, poi trasformate come abbiamo visto precedentemente in variabili dummy).

3.2.1 La regressione lineare ordinaria (OLS)

Dal punto di vista metodologico, mentre nel caso precedente è stata applicata una trasformazione Box-Cox alla variabile dipendente (il prezzo) per gestire la non linearità della relazione tra prezzo e caratteristiche, l'analisi qui ha impiegato una regressione lineare ordinaria (OLS), per stimare le relazioni tra la variabile dipendente (sempre il prezzo dell'immobile) e un insieme di variabili indipendenti (cioè le sue caratteristiche). I coefficienti sono dunque interpretabili in termini di variazione assoluta del prezzo in unità monetarie, per ogni unità di variazione della rispettiva variabile esplicativa. La formulazione del modello edonico impiegata è la seguente:

$$\text{PRICE} = \beta_0 + \beta_1 \text{SIZE} + \beta_2 \text{BEDROOMS} + \beta_3 \text{BATHROOMS} + \beta_4 \text{CENTER} + \beta_5 \text{TYPE} + \beta_6 \text{POOL} + \beta_7 \text{PARK} + \beta_8 \text{STRUCTURE} + \varepsilon$$

Le variabili indipendenti includono la dimensione (SIZE), il numero di camere da letto (BEDROOMS), bagni (BATHROOMS), la distanza dal centro città (CENTER), la tipologia (TYPE, con giardino o meno), la presenza di piscina o hot tub (POOL), la prossimità a parchi o centri commerciali (PARK) e la modernità della struttura (STRUCTURE). Le variabili binarie sono codificate come 1 in presenza della caratteristica, 0 in caso contrario.

3.2.3 Multicollinearità ed eteroschedasticità

Vengono effettuati una serie di test diagnostici volti a verificare il rispetto degli assunti del modello OLS, in particolare per quanto riguarda la multicollinearità tra le variabili indipendenti e la presenza di eteroschedasticità nei residui. Per quanto concerne la multicollinearità, ovvero la condizione che può sorgere quando due o più variabili esplicative sono fortemente correlate tra loro, viene utilizzato il *Variance Inflation Factor* (VIF), una misura che quantifica quanto la varianza stimata di un coefficiente di regressione aumenti a

causa della correlazione lineare con le altre variabili esplicative. Valori di VIF superiori a 10 sono comunemente considerati sintomo di multicollinearità severa, mentre valori inferiori a 5 sono generalmente ritenuti accettabili. Nella tabella si osserva che tutte le variabili testate, comprese “PARK” (2.52), “BEDROOMS” (2.36), “STRUCTURE” (2.18) e “BATHROOMS” (1.79), presentano valori di VIF ampiamente inferiori alla soglia critica. Anche le variabili rimanenti, elencate nella parte inferiore della tabella (ad esempio “TYPE”, “CENTER”, “SIZE”, “POOL”), mostrano valori contenuti, con un VIF medio complessivo pari a 1.77. Questo conferma l’assenza di relazioni lineari evidenti tra le variabili indipendenti, rafforzando la robustezza strutturale del modello sotto il profilo della collinearità.

In parallelo, viene effettuata una verifica sulla struttura della varianza dei residui, al fine di accertare la validità dell’assunzione di omoschedasticità, cioè la costanza della varianza degli errori lungo tutte le osservazioni. Questo garantisce l’efficienza delle stime e l’accuratezza delle inferenze statistiche. Tuttavia, nei contesti applicativi reali – come quello del mercato immobiliare – è piuttosto comune osservare fenomeni di eteroschedasticità, ossia situazioni in cui la varianza degli errori non è uniforme, ma varia sistematicamente al variare di alcune caratteristiche esplicative, come la superficie dell’abitazione o la posizione geografica.

Nel caso specifico dell’analisi condotta da Nguyen, la presenza di eteroschedasticità è stata indagata mediante un test statistico di tipo χ^2 , il quale ha prodotto un valore pari a 89,01, con un p-value inferiore a 0,01, indicando che l’ipotesi nulla di varianza costante può essere respinta con elevato livello di confidenza (superiore al 99%). Questo risultato segnala una violazione dell’assunzione classica del modello OLS (ovvero che la varianza degli errori sia costante, cioè l’ipotesi di omoschedasticità) per tutte le osservazioni, con implicazioni dirette sulla validità degli errori standard calcolati secondo il metodo tradizionale.

In presenza di eteroschedasticità, pur rimanendo consistenti, i coefficienti stimati dal modello OLS non sono più efficienti, e soprattutto gli errori standard risultano sottostimati o sovrastimati, compromettendo la validità dei test t e degli intervalli di confidenza. Per affrontare questa criticità metodologica, l’autore fa ricorso alla correzione proposta da Halbert White (1980), nota come *robust standard errors* o *heteroscedasticity consistent standard errors*. Si tratta di una tecnica che, pur lasciando inalterati i coefficienti stimati,

consente di ricalcolare la matrice di varianza-covarianza dei parametri in modo da tenere conto della varianza non costante degli errori. La correzione di White (1980) si basa su un'estensione della formula classica della varianza, in cui ogni osservazione contribuisce in misura diversa in funzione dell'errore quadratico residuo. In tal modo, gli errori standard corretti risultano affidabili anche quando l'assunto di omoschedasticità viene violato, permettendo di mantenere la correttezza dell'inferenza statistica associata ai coefficienti, e quindi di stabilire in modo attendibile la significatività delle variabili nel modello.

Pertanto, l'applicazione di questa correzione risulta particolarmente opportuna in questo caso, poiché riflette le eterogeneità strutturali del mercato analizzato e contribuisce a rafforzare la robustezza dei risultati ottenuti.

Ricordiamo che, anche nell'analisi condotta sul mercato immobiliare di Parigi, i residui del modello presentano problematiche statistiche che rendono inadeguato il ricorso a errori standard calcolati con metodi convenzionali. In particolare, oltre all'eteroschedasticità, però, emerge un'ulteriore criticità: l'autocorrelazione seriale tra gli errori, rilevata fino al terzo ordine, ovvero la presenza di una correlazione sistematica tra gli errori in diversi momenti temporali. Questa condizione si verifica spesso in analisi che utilizzano dati temporali ad alta frequenza, come serie mensili o trimestrali, dove gli errori commessi in un determinato periodo possono influenzare quelli nei periodi successivi. Per questo motivo, la semplice correzione per eteroschedasticità, come quella proposta da White, non sarebbe stata sufficiente a garantire l'affidabilità dell'inferenza statistica nello studio del caso di Parigi.

Multicollinearity test		Heteroscedasticity test
Variable	VIF	
PARK	2.52	
BEDROOMS	2.36	
STRUCTURE	2.18	
BATHROOMS	1.79	
		Chi2(42) = 89.01 Prob>chi2 = 0.000***
TYPE	1.73	
CENTER	1.41	
SIZE	1.14	
POOL	1.01	
Mean VIF = 1.77		

Fig.6 Risultati dei test di multicollinearità e eteroschedasticità

3.2.4 L'esclusione di variabili non significative

Il modello evidenzia una capacità esplicativa molto elevata, come mostrato dal coefficiente di determinazione $R^2 = 85,59\%$. Questo significa che oltre l'85% della variazione nei prezzi immobiliari osservati può essere spiegata dalle caratteristiche strutturali e localizzative prese in considerazione. Le variabili più rilevanti e significative risultano essere la superficie dell'immobile (SIZE), il numero di camere da letto, la presenza di parcheggio e le condizioni strutturali dell'edificio. Il valore negativo della variabile CENTER indica che immobili situati in centro hanno un valore medio inferiore, effetto controintuitivo che potrebbe riflettere caratteristiche locali (es. congestione, vecchia edilizia). Inaspettatamente, il numero di bagni e la presenza di piscina non risultano statisticamente significativi, ossia non hanno un impatto verificabile sul prezzo a un livello di confidenza accettabile, suggerendo che tali caratteristiche potrebbero non essere prioritarie per i compratori nel contesto del mercato vietnamita. Pertanto, viene ricalcolata la regressione escludendo le variabili non significative emerse nel modello iniziale: questo porta a una nuova specificazione del modello edonico:

$$\text{PRICE} = 17.093 + 0.001 \text{ SIZE} + 0.065 \text{ BEDROOMS} - 0.020 \text{ CENTER} + 0.048 \text{ TYPE} + 0.187 \text{ PARK} + 0.050 \text{ STRUCTURE} + \varepsilon$$

Perché viene fatto questo? Mantenere solo le variabili realmente influenti evita di "appesantire" la regressione con elementi irrilevanti. Inoltre, l'eliminazione di variabili non significative evita che il modello si adatti eccessivamente a fluttuazioni casuali nei dati, aumentando la sua capacità di migliorare la precisione dei coefficienti rimanenti. Gli investitori possono utilizzare questi coefficienti per valutare l'attrattiva di nuovi progetti. Gli enti pubblici possono definire politiche abitative basate sull'accesso alle amenità urbane. I valutatori possono adottare il modello per migliorare l'accuratezza delle perizie immobiliari, e i potenziali acquirenti possono orientare le proprie scelte basandosi su variabili oggettive piuttosto che impressioni soggettive.

Dal punto di vista accademico, il lavoro colma un gap nella letteratura, rappresentando uno dei primi esempi di applicazione empirica del modello edonico in un contesto emergente come il Vietnam. Inoltre, la qualità dei dati raccolti e la metodologia analitica adottata rendono il modello replicabile e ampliabile.

Il fatto che alcune variabili risultino non significative apre la strada a future ricerche che potranno includere altri fattori come l'ambiente macroeconomico, la reputazione del costruttore o la qualità delle infrastrutture di trasporto. Pertanto, l'applicazione del modello edonico nel caso vietnamita dimostra la versatilità di questo strumento anche in mercati in via di sviluppo, offrendo al contempo una base empirica per la costruzione di un indice dei prezzi abitativi rappresentativo, e strumenti pratici per il miglioramento della gestione del mercato immobiliare.

3.3. Comprendere le differenze: segmenti di mercato e determinanti del valore

Non solo i mercati di città diverse presentano differenze, ma anche all'interno di una stessa area urbana possono esistere segmenti con dinamiche proprie. L'analisi edonica standard assume spesso che un singolo modello valga per l'intero mercato considerato, ma ciò può mascherare variazioni locali nei prezzi impliciti delle caratteristiche. Nel caso di Parigi, ad esempio, si sa che la città è fortemente segmentata per quartiere e fascia di prezzo: i compratori di immobili di lusso possono avere preferenze diverse (e pagare premi diversi per certi attributi) rispetto ai compratori di piccoli appartamenti periferici destinati ad uso popolare. Analogamente, nel mercato vietnamita, potrebbero coesistere un segmento "alta gamma" (es. ville o appartamenti di pregio per una classe abbiente emergente) e un segmento di mercato più economico per la classe media, con differenti sensibilità rispetto a caratteristiche come finiture di lusso, design, tecnologie smart home, ecc. A tal proposito, un riferimento utile è lo studio di Des Rosiers e Thériault (1996), che applicarono il modello edonico a cinque submercati residenziali nell'area di Québec. In particolare, i coefficienti (prezzi impliciti) di molte caratteristiche variano in modo significativo da un segmento all'altro: ciò che è vero in centro città può valere meno in periferia o viceversa. Ad esempio, i due autori riscontrano differenze nei rendimenti delle amenità incluse nell'affitto in diversi quartieri, segno che la domanda locale ha specificità (in aree con maggiore offerta di parcheggi pubblici, la disponibilità di un posto auto privato incide meno sul canone di locazione rispetto ad aree dove il parcheggio è scarso). Tuttavia, Des Rosiers e Thériault

notano anche che alcuni determinanti principali restano stabili e comuni a tutti i segmenti – un po’ come abbiamo visto noi tra Parigi e Vietnam su scala macroscopica – e sfruttano tale evidenza per migliorare il modello, vincolando i coefficienti “stabili” ad essere uguali nei vari segmenti così da ridurre la varianza delle stime. Questo approccio segmentato suggerisce che, idealmente, anziché un unico modello edonico globale se ne potrebbero stimare molteplici, uno per ogni submercato relativamente omogeneo. Nel caso di Parigi, ad esempio, si potrebbe stimare un modello separato per gli arrondissements centrali di lusso e uno per le zone periferiche popolari, confrontando poi i coefficienti. Allo stesso modo, per il Vietnam (ipotizzando si trattasse di una grande città come Hanoi o Ho Chi Minh City), avrebbe senso distinguere tra immobili nel Central Business District o quartieri benestanti e immobili in quartieri periferici emergenti: i pesi attribuiti a “vicino al parco” o “numero di stanze” potrebbero differire tra chi cerca una villa di alto livello e chi cerca un appartamento accessibile. Anche senza disporre di dati per stime separate, gli indizi di possibili segmentazioni emergono: ad esempio, nello studio vietnamita tutti gli immobili considerati erano probabilmente di medio livello (nessuno aveva piscina, pochissimi più di 2 bagni), quindi i risultati ottenuti valgono per quel segmento mediano di mercato. Se si analizzasse un sottocampione di sole abitazioni di lusso, forse variabili come finiture di pregio, sistemi domotici, design architettonico acquisirebbero rilevanza, mentre fattori basilari (es. un bagno in più) potrebbero già essere standard e dunque dare meno contributo al prezzo. Viceversa, nel segmento più basso del mercato urbano, attributi come la disponibilità di allacciamenti regolari alle reti idriche o elettriche, o la vicinanza a infrastrutture di trasporto pubblico essenziali, potrebbero emergere come fattori discriminanti di prezzo (cose date per scontate nei quartieri centrali ma non nelle periferie in sviluppo). In letteratura, per cogliere queste differenze all’interno di un mercato si sono sviluppati approcci come la regressione per quantili, che permette di stimare l’effetto delle variabili sui diversi livelli di prezzo (quantili bassi o alti). Studi applicati (come quello di Zietz et al., 2007) mostrano che gli acquirenti di case di lusso valorizzano diversamente certe caratteristiche rispetto agli acquirenti di case economiche: ad esempio, una stanza da bagno aggiuntiva o metri quadri extra possono aggiungere un valore percentuale maggiore nelle case di pregio che non nelle case di base, mentre altre caratteristiche come l’età dell’immobile o l’assenza di climatizzazione possono pesare di più sulle abitazioni di fascia bassa rispetto a quelle di fascia alta.

Pur senza entrare nei dettagli, questo conferma l'idea che non esiste un unico modello valido per tutte le fasce di mercato: la struttura della domanda varia al variare del segmento considerato. Queste riflessioni sulla segmentazione rinforzano i risultati osservati tra Parigi e Vietnam: se su scala globale due mercati così distanti mostrano somiglianze e differenze, su scala locale all'interno di ciascuno di essi accade lo stesso. Per l'analista ciò significa che bisogna sempre chiedersi: il mio modello sta catturando un mercato relativamente omogeneo? Oppure sto forzando insieme pere e arance (quartieri ricchi e poveri, immobili nuovi e vecchi) rischiando di ottenere coefficienti medi poco rappresentativi di nessun sottogruppo? Idealmente, laddove i dati lo consentono, è buona pratica introdurre variabili dummy o interattive per controllare l'effetto di segmenti differenti (ad esempio inserire una dummy che distingua il centro dalla periferia e interagisca con alcune caratteristiche, per vedere se il gradiente di prezzo è più ripido in centro che altrove). Nel caso di Parigi, come detto, l'uso di dummy per arrondissement/quartieri già aiuta a intercettare parte della segmentazione geografica. Nel caso vietnamita, con un campione più ristretto, questo era meno fattibile; tuttavia, l'inclusione di variabili come STRUTTURA (qualità costruttiva) e PARCO (spazio verde vicino) ha probabilmente tenuto conto di aspetti che distinguono tipologie di abitazioni (ad esempio, è plausibile che le case di standard più alto fossero anche quelle con migliore struttura e magari situate presso parchi in quartieri residenziali, mentre abitazioni più economiche fossero in palazzi di qualità inferiore e in zone densamente edificate senza aree verdi, di fatto separando due segmenti). Dunque, l'insegnamento è che l'analista dei prezzi immobiliari deve combinare l'approccio edonico con una profonda conoscenza del mercato locale, segmentando l'analisi quando necessario per ottenere risultati più robusti e significativi.

Alla luce di quanto discusso, si può avanzare una riflessione ulteriore su come sviluppare l'analisi dei prezzi immobiliari in futuro, traendo spunto proprio dalle evidenze comparative. Un punto emergente è che il modello edonico, per quanto solido, non è statico: le preferenze dei compratori e il valore attribuito alle caratteristiche evolvono nel tempo insieme ai cambiamenti socioeconomici e tecnologici. Ciò significa che uno stesso contesto urbano, analizzato in epoche diverse, potrebbe mostrare differenze significative nei coefficienti edonici. Ad esempio, negli ultimi anni abbiamo assistito a importanti trasformazioni nelle abitudini lavorative e di vita (basti pensare alla diffusione dello smart working e

all'esperienza della pandemia COVID-19): improvvisamente la distanza dal centro potrebbe aver perso un po' del suo peso per alcuni acquirenti, mentre spazi abitativi prima considerati secondari, come una stanza in più utilizzabile come home office, o la disponibilità di uno spazio esterno, sono diventati assai più apprezzati. Un modello edonico stimato prima del 2020 potrebbe non cogliere appieno queste nuove tendenze, mentre studi più recenti iniziano a rilevarli (ad esempio evidenziando un incremento del valore per case con spazio esterno dopo i lockdown). Questa osservazione suggerisce che l'analisi dei prezzi immobiliari deve costantemente aggiornarsi e arricchirsi: le caratteristiche rilevanti di ieri potrebbero non essere le stesse di domani. Pertanto, un ricercatore che applica il modello edonico in chiave comparativa dovrebbe considerare non solo le differenze spaziali tra mercati ma anche quelle temporali. In prospettiva, una direzione di ricerca originale potrebbe essere integrare il modello edonico tradizionale con nuove fonti di dati e metodi capaci di catturare questi aspetti dinamici e qualitativi. Ad esempio, l'uso di big data immobiliari (inserzioni online, feedback degli acquirenti, rating di quartiere) e di tecniche di machine learning potrebbe aiutare a identificare nuovi attributi latenti o mutamenti nelle preferenze che sfuggono ai modelli classici, mantenendo però il focus sull'interpretabilità economica dei risultati. Allo stesso modo, si potrebbe esplorare la costruzione di indici edonici dinamici che mostrino come varia nel tempo il "prezzo implicito" di certi attributi (es.: qual è l'evoluzione del valore attribuito a una stanza in più, o alla vicinanza alla metro, nel corso degli ultimi 10-20 anni?). Ciò fornirebbe indicazioni preziose sulla trasformazione delle città e dei gusti abitativi. In conclusione, il confronto tra approcci edonici in contesti urbani diversi non solo conferma la robustezza teorica del modello nell'analizzare i prezzi immobiliari, ma stimola anche ad ampliare lo sguardo oltre il singolo caso: integrare approcci, considerare segmentazioni, seguire l'evoluzione delle preferenze e innovare nelle metodologie. Questi studi comparativi, dunque, non rappresentano un punto di arrivo bensì un punto di partenza per una comprensione più profonda dei meccanismi che determinano i valori immobiliari. L'analisi edonica, opportunamente adattata e arricchita, continuerà ad essere uno strumento fondamentale per interpretare tali meccanismi in contesti sempre più diversificati e in cambiamento. Di fatto, l'evoluzione delle dinamiche urbane e l'emergere di nuove modalità di utilizzo dello spazio abitativo hanno spinto gli economisti e i data analyst a interrogarsi su come tali logiche si traducano in altri mercati, come quello della locazione a breve

termine. Il capitolo seguente affronta proprio questo passaggio: dall'immobile come asset patrimoniale stabile all'alloggio come servizio temporaneo, analizzando come cambiano le determinanti del valore e quali adattamenti richiede l'approccio edonico in questo nuovo scenario.

4. L'approccio edonico nel mercato degli affitti di breve periodo

4.1. Analogie e differenze con il mercato di lungo periodo

Se nel caso delle locazioni a lungo termine l'approccio edonico si applica a beni durevoli utilizzati stabilmente, nel caso degli affitti brevi si tratta invece di analizzare un servizio temporaneo e altamente variabile. L'evoluzione delle modalità di utilizzo del patrimonio abitativo, favorita da mutamenti socioeconomici e dall'aumento della mobilità individuale, ha portato allo sviluppo di forme contrattuali più flessibili. Tra queste, gli affitti di breve periodo costituiscono una variante sempre più rilevante del mercato locativo. La domanda da porsi è se e come l'approccio edonico possa essere efficacemente esteso a questo nuovo segmento, caratterizzato da una forte eterogeneità dei beni offerti, da dinamiche di prezzo estremamente flessibili e da un'elevata rilevanza di componenti immateriali nella percezione del valore.

Gli affitti di breve periodo rappresentano una forma di locazione immobiliare caratterizzata da una durata contrattuale limitata, generalmente inferiore ai 30 giorni. Questa tipologia di contratto si distingue per finalità prettamente temporanee, come il turismo, i viaggi di lavoro o esigenze abitative transitorie. I soggetti coinvolti includono da un lato i proprietari o gestori dell'immobile (che possono essere persone fisiche, società di property management o piattaforme digitali), e dall'altro i locatari, spesso consumatori temporanei, con esigenze differenziate rispetto ai locatari tradizionali.

In termini normativi e funzionali, gli affitti brevi si collocano all'intersezione tra il settore residenziale e quello ricettivo. La loro peculiarità risiede nell'offerta di un servizio abitativo temporaneo. A ciò si aggiunge un contesto normativo in continua evoluzione, dove le amministrazioni locali cercano di equilibrare le esigenze di sviluppo turistico con quelle di tutela del tessuto abitativo tradizionale.

Nel mercato delle compravendite, il bene oggetto di scambio è il diritto di proprietà sull'immobile, che comporta una trasferibilità perpetua e un'assunzione diretta dei costi e dei rischi associati alla manutenzione, fiscalità e variazioni di valore nel tempo. Al contrario, nel caso degli affitti brevi, il trasferimento di utilità è strettamente limitato nel tempo e si configura come consumo di servizi abitativi piuttosto che come investimento immobiliare.

Quigley (1979) propone un'utile distinzione tra la produzione di servizi abitativi e la domanda derivata di terra residenziale, osservando come l'affitto rappresenti una modalità di accesso ai servizi abitativi senza impegnare capitale nel bene fisico.

La logica economica sottostante a queste due modalità di scambio presenta differenze: nella compravendita, il prezzo riflette una valutazione del valore attuale netto dei benefici futuri derivanti dal possesso; negli affitti brevi, il prezzo riflette l'utilità marginale del soggiorno in un determinato momento e luogo, modulata da fattori contingenti come eventi culturali, clima o condizioni stagionali.

Anche le implicazioni spaziali sono rilevanti: se la distribuzione dei valori immobiliari è relativamente stabile nel tempo, quella dei prezzi degli affitti brevi può essere molto volatile, rispecchiando una domanda mobile e poco prevedibile. Inoltre, mentre nel mercato delle compravendite la valutazione tende a premiare la stabilità e la durabilità del bene, nell'affitto breve il valore risiede soprattutto nella sua capacità di soddisfare esigenze immediate.

L'affitto di breve periodo si concentra su aspetti funzionali e contestuali: la prossimità alle attrazioni turistiche, la connettività con i trasporti pubblici, la reputazione del quartiere. Palmquist (1984) evidenzia come la domanda abitativa possa essere decomposta in una domanda per caratteristiche specifiche, osservando che in mercati ad alta mobilità, come quello degli affitti brevi, il peso relativo di caratteristiche estetiche e contestuali cresce significativamente.

Un ulteriore elemento distintivo riguarda il ruolo delle piattaforme digitali: mentre la locazione tradizionale è ancora fortemente mediata da agenti immobiliari o accordi tra privati, gli affitti brevi si sono sviluppati attraverso l'intermediazione di piattaforme online (es. Airbnb, Booking), che introducono nuovi standard di trasparenza, dinamiche reputazionali e algoritmi di prezzo dinamico.

Sul piano economico, la maggiore flessibilità degli affitti brevi si traduce in maggiore variabilità dei ricavi, ma anche in una maggiore esposizione al rischio di vacanza dell'immobile. Inoltre, la regolamentazione fiscale e urbanistica si presenta spesso meno chiara, generando conflitti tra finalità turistiche e residenziali e richiedendo forme ibride di governance.

In questo senso, il prezzo agisce come sintesi di un bundle di attributi, sia materiali che immateriali, il cui valore è strettamente legato alle preferenze soggettive e al contesto temporale e spaziale della domanda (Rosen, 1974).

Gli attributi tangibili includono elementi fisici dell'alloggio, come la superficie, il numero di stanze, la qualità degli arredi, la presenza di balconi o cucine attrezzate, ma anche fattori localizzativi quali la distanza dal centro, la vicinanza ai trasporti pubblici o la posizione rispetto ai principali punti di interesse. Gli attributi intangibili, spesso più difficili da osservare direttamente ma non meno rilevanti, comprendono la reputazione dell'host, la qualità percepita del servizio, la flessibilità nelle modalità di check-in e check-out, il punteggio ottenuto nelle recensioni precedenti e la qualità delle immagini usate nella presentazione online dell'immobile.

Questo scenario richiede un adattamento concettuale e operativo dell'approccio edonico. L'analisi edonica tradizionale, orientata a beni durevoli, deve essere declinata in un'ottica di servizio, dove l'eterogeneità degli attributi e la loro composizione temporanea rappresentano la norma. Mentre nel mercato delle locazioni a lungo periodo, la funzione di prezzo riflette il valore d'uso stabilizzato del bene, cioè la media ponderata delle utilità attribuite alle caratteristiche dell'immobile su un orizzonte temporale prolungato, la funzione di prezzo in questo contesto diventa una funzione del valore marginale attribuito a ciascun attributo nel momento specifico in cui il servizio viene richiesto. La valutazione degli attributi risente inoltre di fenomeni stagionali, eventi particolari come festival o vacanze, o fattori esogeni come la politica dei trasporti urbani e la regolamentazione locale. Non si tratta più di stimare il valore capitale di un immobile, ma di modellare la disponibilità a pagare per un servizio temporaneo ad alto contenuto esperienziale. Tale prospettiva rafforza il legame tra teoria edonica e comportamento del consumatore, suggerendo nuove direzioni di ricerca in cui le preferenze individuali, l'informazione digitale e l'ottimizzazione dinamica del prezzo convergono in un modello econometrico sempre più integrato e sofisticato.

4.2 L'inclusione di dinamiche temporali, spaziali e ambientali

Il modello edonico si adatta al contesto degli affitti brevi a condizione di integrare elementi di flessibilità analitica, con particolare attenzione alla variabilità temporale e spaziale della domanda, nonché alla specificità delle caratteristiche osservabili e latenti.

Da un punto di vista analitico, ciò comporta una ridefinizione della funzione di prezzo:

$$P = f(X, T, C)$$

- X è il vettore delle caratteristiche fisiche e localizzative del bene;
- T rappresenta la dimensione temporale (periodo dell'anno, giorno della settimana, durata del soggiorno);
- C sintetizza le condizioni contrattuali e di servizio.

Rispetto al modello classico applicato alla compravendita, dove il prezzo riflette una valutazione una tantum (si paga un prezzo unico) dell'intero flusso di servizi futuri forniti dal bene (vivere, affittare, rivendere...), qui il prezzo è una tariffa per un servizio d'uso limitato nel tempo. Come anticipato, il valore marginale delle caratteristiche può quindi risultare più volatile, e meno stabile nel tempo, rendendo necessaria una maggiore attenzione alla specificazione del modello econometrico.

Inoltre, in assenza di una struttura contrattuale standardizzata, come nei contratti di affitto a lungo termine, gli affitti brevi sono soggetti a una maggiore dispersione dei prezzi per unità simili.

Da un punto di vista teorico, la funzione di utilità del consumatore nel caso degli affitti brevi può essere rappresentata come:

$$U = U(z_1, z_2, \dots, z_k; \tau)$$

dove z_k rappresentano le caratteristiche dell'alloggio e τ la durata della locazione. Il consumatore massimizza l'utilità derivante dal consumo temporaneo del bene, scegliendo

tra diverse combinazioni di caratteristiche e orizzonti temporali compatibili con il proprio vincolo di bilancio. Il problema di ottimizzazione diventa quindi:

$$\max_{z, \tau} U(z, \tau) \quad \text{s.t.} \quad P(z, \tau) \cdot \tau + x \leq I$$

dove x rappresenta la spesa in altri beni e I il reddito disponibile. Questo modello suggerisce che la disponibilità a pagare marginale per una caratteristica può variare al variare della durata del soggiorno, in quanto l'impatto di certi attributi (es. vicinanza ai mezzi pubblici, ampiezza, comfort aggiuntivi) assume significato diverso se la permanenza è di tre giorni o di tre mesi.

Dal punto di vista dell'offerta, i proprietari possono adattare le caratteristiche offerte in funzione della clientela e della durata del soggiorno: ad esempio, per periodi brevi possono risultare più importanti l'estetica e il comfort immediato, mentre per affitti più lunghi entrano in gioco funzionalità come la cucina attrezzata o la presenza di spazi di lavoro.

Oltre alla durata del soggiorno, un aspetto cruciale è la composizione dinamica della domanda turistica, che varia sensibilmente in base alla stagione, all'origine geografica dei visitatori e al profilo socioeconomico dei viaggiatori. Durante i mesi estivi, ad esempio, si osserva una prevalenza di utenti internazionali, spesso disposti a pagare un premium price per la prossimità a luoghi iconici o a quartieri "esperienziali" come quelli caratterizzati da vitalità notturna o offerta culturale alternativa. Nei mesi invernali o infrasettimanali, invece, la domanda tende a essere sostenuta da viaggiatori business, lavoratori temporanei o studenti fuori sede, il cui comportamento è più sensibile al prezzo e alla funzionalità dell'alloggio. Questo cambio nella composizione della domanda nel tempo influenza direttamente il valore attribuito a specifici attributi, generando interazioni non lineari tra stagionalità e caratteristiche strutturali. Inoltre, la distribuzione spaziale della domanda non è uniforme: quartieri centrali o gentrificati attraggono tipologie di utenti differenti rispetto alle aree periferiche, con conseguenze sulla percezione del valore marginale di un dato attributo (es. un ascensore o un balcone possono essere valutati diversamente in base alla localizzazione e al target). Da ciò deriva l'opportunità di integrare nei modelli edonici approcci a segmentazione spaziale o temporale, per tener conto della eterogeneità simultanea nelle preferenze, nella disponibilità a pagare e nei comportamenti di prenotazione.

Questa interazione tra preferenze temporali dei consumatori e strategie di offerta dei proprietari si riflette nella struttura dinamica del mercato degli affitti brevi, come nell'applicazione di Bobrovskaya, Polbin e Fokin (2024) che analizzano il mercato di Mosca attraverso un dataset contenente oltre 50.000 osservazioni mensili su locazioni a breve termine. L'obiettivo del loro lavoro è quello di costruire un indice dei prezzi edonico per gli affitti temporanei, partendo dalla consapevolezza che il mercato moscovita è caratterizzato da elevata stagionalità, presenza di eventi ricorrenti (fiere, festività ortodosse, eventi politici) e rapida crescita della domanda turistica.

Gli autori impiegano un modello a *time-dummy*⁴, che consente di separare gli effetti delle caratteristiche strutturali dell'alloggio (es. dimensione, numero di stanze, presenza di servizi accessori) da quelli temporali legati all'evoluzione della domanda. La specificazione utilizzata è:

$$\ln P_{it} = \alpha + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ijt} + \sum_{s=1}^T \delta_s D_s + \varepsilon_{it}$$

dove P_{it} è il prezzo dell'alloggio i nel periodo t , x_{ijt} rappresenta le caratteristiche osservabili, D_s è un set di dummy temporali (es. per mese o settimana), e ε è l'errore.

Questo approccio consente di costruire un indice di prezzo mensile corretto per qualità, utile non solo per analisi accademiche, ma anche per monitoraggio istituzionale e fiscale del mercato.

Uno degli aspetti emersi è la forte amplificazione dei prezzi nel periodo estivo e in dicembre, mesi associati a picchi di attività turistica e festività. I coefficienti associati alle dummy di luglio, agosto e dicembre sono risultati sistematicamente superiori del 15–20% rispetto ai mesi di bassa stagione, a parità di caratteristiche strutturali dell'alloggio. Tale risultato conferma l'importanza di includere controlli temporali dettagliati nei modelli edonici applicati a servizi abitativi a breve termine, pena una distorsione sistematica delle stime.

⁴ modello di regressione in cui si inseriscono variabili dummy per i periodi di tempo (come mesi, trimestri, anni) al fine di stimare come i prezzi cambiano nel tempo a parità di qualità del bene.

Un ulteriore passaggio metodologico compiuto dagli autori riguarda la trasformazione delle variabili continue mediante specificazioni logaritmiche e Box-Cox, per migliorare la distribuzione degli errori e contenere l'eteroschedasticità. Il confronto tra le diverse specificazioni mostra come il modello log-lineare si adatti meglio ai dati, con una maggiore interpretabilità economica dei coefficienti (elasticità parziali) e una robustezza superiore nei test out-of-sample.⁵

Inoltre, viene introdotta anche una classificazione degli host (privati, professionali, agenzie) come variabile esplicativa. I risultati mostrano che, a parità di caratteristiche, gli alloggi gestiti da host professionali tendono a essere affittati a prezzi più elevati, con una differenza media stimata del 12%. Questo suggerisce che la professionalizzazione del servizio esercita un effetto positivo sul prezzo, probabilmente mediato dalla maggiore affidabilità percepita, dalla qualità del servizio e dalla migliore gestione delle recensioni online.

La costruzione di un indice dei prezzi mensile, corretto per qualità, costituisce inoltre uno strumento prezioso per policy maker e ricercatori interessati a monitorare le evoluzioni di mercato in contesti urbani ad alta pressione turistica.

In termini di implicazioni urbane, la crescita del mercato degli affitti brevi sta trasformando la struttura dei quartieri centrali, inducendo una sostituzione progressiva delle locazioni residenziali a lungo termine. Infatti, se pensiamo alla “tensione” tra mercato residenziale e mercato turistico, anche la diffusione di piattaforme digitali (per esempio Airbnb) ha avuto effetti misurabili non solo sui prezzi, ma anche sulla disponibilità di alloggi permanenti. Ad esempio, Deboosere et al. (2019), analizzando i dati Airbnb per New York tramite un modello edonico multilevel, mostrano chiaramente come la professionalizzazione degli host e la centralità della posizione degli alloggi generino incentivi economici forti per la conversione delle abitazioni a lungo termine in affitti turistici, contribuendo così a fenomeni di gentrificazione e di espulsione dei residenti originari verso quartieri meno accessibili. In particolare, gli autori stimano una regressione edonica semi-logaritmica in cui il logaritmo del prezzo per notte, e analogamente il logaritmo del ricavo mensile per alloggio, sono posti

⁵ procedura di validazione usata in econometria e machine learning per valutare la capacità predittiva di un modello su dati nuovi, cioè non utilizzati durante la stima, al fine di confrontare le previsioni con i valori effettivi per misurare l'accuratezza del modello.

in funzione di un ampio insieme di variabili esplicative che descrivono le caratteristiche dell'immobile, del locatore e dell'area locale.

$$\ln(P_{ijk}) = \beta_0 + \beta_1 X_{ijk} + \beta_2 H_{jk} + \beta_3 C_k + u_k + v_{jk} + \varepsilon_{ijk}$$

Il modello econometrico è formulato con una struttura multilivello a effetti casuali (random intercept) per quartiere e distretto, così da tenere conto dell'eterogeneità spaziale ed evitare bias da autocorrelazione spaziale non osservata (migliorando la stima rispetto a una semplice OLS).

I risultati mostrano che l'accessibilità al centro urbano tramite trasporto pubblico rappresenta la determinante più significativa del prezzo, con un premio medio del 12% rispetto agli alloggi situati in zone periferiche. Anche la reputazione dell'host, misurata attraverso il rating medio e lo status conferito dalla piattaforma, incide in modo rilevante sulla performance economica: alloggi gestiti da Superhost o da operatori professionali ottengono ricavi significativamente superiori, non tanto per il prezzo unitario quanto per l'elevato tasso di occupazione. In particolare, l'utilizzo della prenotazione istantanea comporta una riduzione marginale del prezzo giornaliero (-1,8%) ma un aumento netto dei ricavi mensili (+14%), suggerendo che strategie di pricing dinamico orientate alla massimizzazione dell'occupazione siano più efficaci di quelle centrate sull'estrazione del prezzo massimo per unità.

Dal punto di vista urbanistico, lo studio evidenzia che la concentrazione degli annunci Airbnb nei quartieri centrali genera pressioni rilevanti sul mercato residenziale, contribuendo a fenomeni di gentrificazione. Gli stessi attributi apprezzati dai turisti (come la vicinanza ai servizi, la sicurezza, l'accessibilità) risultano correlati a un aumento dei prezzi anche per il mercato residenziale, alimentando un circolo vizioso di sostituzione funzionale. Inoltre, gli autori notano come l'attività dei multi-host, spesso equiparabili a operatori alberghieri, tenda a snaturare la funzione originaria della piattaforma come strumento di condivisione tra privati, spostando l'equilibrio verso logiche di mercato commerciale. In questo quadro, il modello edonico si dimostra utile non solo per stimare il prezzo, ma anche per decifrare le strategie di segmentazione dell'offerta e per individuare i driver territoriali del valore

percepito, suggerendo la necessità di regolamentazioni che limitino la concentrazione commerciale degli affitti brevi nelle aree a più alta domanda abitativa.

Tali dinamiche sottolineano come l'accessibilità urbana e le caratteristiche ambientali del quartiere siano diventate fattori determinanti. In questa direzione, lo studio di Herath e Maier (2010), pur concentrandosi originariamente sul mercato immobiliare tradizionale, offre spunti preziosi proprio per l'estensione del modello edonico agli affitti brevi, evidenziando l'importanza cruciale delle preferenze implicite rispetto all'accessibilità e alla qualità ambientale nella determinazione dei prezzi immobiliari. Le caratteristiche ambientali vengono considerate come variabili esplicite nel modello: la presenza di spazi verdi, la qualità dell'aria e la ridotta intensità del traffico veicolare risultano tutte associate a un aumento significativo dei prezzi.

Nel contesto degli affitti brevi, queste dimensioni acquistano una valenza particolare: l'accessibilità non è più solo una funzione della distanza dal luogo di lavoro, ma diventa legata alla vicinanza a luoghi d'interesse turistico, stazioni ferroviarie o aeroporti; allo stesso modo, la qualità ambientale assume un ruolo chiave nella percezione dell'esperienza del soggiorno. Da qui, il concetto di “valore contestuale”, ovvero il riconoscimento che l'ambiente spaziale e urbano circostante contribuisce in modo autonomo alla formazione del prezzo. Nel caso degli affitti brevi, questo implica che l'attrattiva di un quartiere — in termini di pulizia, rumorosità, sicurezza percepita e accessibilità — può incidere sul valore locativo anche indipendentemente dalle caratteristiche fisiche del singolo alloggio. In aree ad alta densità turistica, ad esempio, la presenza diffusa di altri affitti brevi può produrre un effetto di agglomerazione positivo (maggiore attrattiva per i visitatori) o negativo (saturazione, degrado del contesto urbano), che i modelli devono essere in grado di cogliere. L'evoluzione dei modelli edonici nel contesto degli affitti a breve termine riflette una trasformazione profonda del rapporto tra spazio, tempo e valore. In un mercato dove il prezzo non è più un riflesso stabile delle caratteristiche dell'immobile, ma una tariffa fluida determinata da dinamiche interattive tra domanda e offerta, il lavoro dell'analista non può limitarsi alla stima di coefficienti statici. È necessario invece interrogarsi sulla struttura stessa della funzione di prezzo, sulla natura mutevole delle preferenze individuali e collettive, e sulla stratificazione spaziale delle opportunità.

Un tratto distintivo degli affitti brevi rispetto alle locazioni residenziali tradizionali è l'emergere di un modello di consumo intermittente, dove il valore attribuito alle caratteristiche di un alloggio dipende non solo dalla loro presenza, ma dalla loro rilevanza contestuale. Un balcone affacciato su una strada pedonale può avere un valore marginale molto elevato in primavera, nullo in inverno e persino negativo se si affaccia su una zona rumorosa durante il weekend. Questa variabilità implica che il valore edonico sia intrinsecamente dipendente dalla situazione, e che ogni tentativo di stimarlo debba tenere conto di fattori stagionali, sociali, e percettivi.

Dal lato dell'offerta, inoltre, l'estrema flessibilità operativa dei proprietari – in grado di modificare in tempi brevi le condizioni dell'annuncio, il target di clientela o le strategie tariffarie – introduce una dinamica quasi “reattiva” del prezzo, dove l'osservazione del comportamento dei competitor e l'anticipazione delle fluttuazioni della domanda diventano parte integrante del meccanismo di formazione dei valori. Ne deriva una configurazione di mercato più simile a quella dei beni digitali che a quella degli immobili tradizionali: segmentata, iper-adattiva, e sensibile agli shock esogeni.

Questo scenario comporta tre implicazioni decisive. La prima riguarda la struttura temporale del modello: è impensabile stimare un prezzo “medio” per caratteristiche immobiliari senza considerare la posizione del soggiorno nel calendario e la sua durata. La seconda è l'integrazione esplicita di fattori contestuali esterni all'immobile, che non si esauriscono nella geolocalizzazione, ma includono dinamiche socioeconomiche di quartiere, strategie pubbliche di regolazione e persino narrazioni urbane costruite attraverso i social media. La terza, infine, è la necessità di modelli capaci di operare su segmenti specifici (per durata, per scopo del viaggio, per tipo di host), evitando di aggregare realtà eterogenee in modelli unici e lineari.

Dunque, in quest'ottica, il modello edonico viene utilizzato per spiegare non solo quanto una caratteristica incide sul prezzo, ma perché, quando e per chi quell'effetto si manifesta.

4.3 Come cambia il significato dei risultati negli affitti brevi

Nel leggere i risultati di un'analisi edonica sugli affitti a breve termine, è importante adattare l'interpretazione economica al contesto peculiare di questo mercato. In primo luogo, i coefficienti stimati rappresentano generalmente la variazione percentuale (o in valuta) del prezzo per notte associata a una data caratteristica. Questo significa che anche differenze apparentemente moderate – ad esempio un +5% per la presenza del balcone – se riferite a una tariffa giornaliera possono accumularsi in differenze molto sensibili su periodi più lunghi. Ad esempio, un sovrapprezzo di 5 € a notte grazie a un certo attributo si traduce in circa 150 € in più al mese di entrate lorde se l'alloggio fosse occupato continuativamente; pertanto, attributi con piccoli effetti percentuali sul prezzo giornaliero possono comunque avere una rilevanza economica non trascurabile per i proprietari in termini di reddito annuale. Questa considerazione è analoga a quanto avviene con i canoni mensili nel lungo periodo, ma nel breve termine l'elevata granularità temporale rende più immediato il legame tra *willingness to pay* del consumatore e flusso di ricavo per il locatore.

Per quanto concerne la volatilità e variabilità dei prezzi, gli affitti brevi, a differenza dei contratti a lungo termine, possono variare i prezzi di giorno in giorno in risposta alla domanda, alla stagione o ad eventi speciali. I risultati econometrici, se basati su dati di un certo periodo, vanno quindi interpretati come mediati su quel contesto temporale. Ad esempio, un coefficiente edonico positivo per “alta stagione” indica quanto le tariffe tendono ad essere superiori in quei mesi rispetto alla bassa stagione, tenuto conto degli altri fattori. Questo approccio consente di separare l'effetto delle caratteristiche strutturali da quello delle fluttuazioni di mercato. Nelle locazioni lunghe, invece, la stagionalità incide molto meno (i contratti durano tipicamente anni) e pertanto l'interpretazione dei coefficienti non richiede di controllare per effetti stagionali di breve termine così marcati. In sostanza, l'analista che interpreta un modello edonico di affitti brevi deve considerare che alcuni coefficienti catturano preferenze legate al periodo di osservazione, oltre che preferenze strutturali. Ad esempio, un premio di prezzo per alloggi con piscina potrebbe risultare più alto in modelli stimati sui mesi estivi rispetto ai mesi invernali, riflettendo la diversa utilità di quella caratteristica a seconda della stagione. Idealmente, se il dataset lo consente, si dovrebbero

includere variabili interattive o dummy stagionali per cogliere queste differenze, oppure stimare modelli separati per periodi dell'anno.

Inoltre, l'interpretazione deve tenere conto della natura multidimensionale della performance di un alloggio a breve termine: prezzo per notte e tasso di occupazione insieme determinano il ricavo totale. Un attributo che aumenta il prezzo potrebbe, teoricamente, ridurre la probabilità di essere prenotato se rende l'alloggio meno competitivo; al contrario, alcuni fattori come un'ottima reputazione o una funzione di *instant booking*, possono aumentare sia il prezzo che la frequenza di prenotazione. Per questo, alcuni studi combinano l'analisi del prezzo con quella dei ricavi mensili effettivi. Ad esempio, abbiamo visto che alcuni casi stimano modelli edonici separati sia per il prezzo medio notte sia per il reddito mensile di ciascun annuncio, trovando che variabili come lo status di Superhost, il numero di recensioni o la possibilità di prenotazione immediata hanno effetti positivi soprattutto sul ricavo totale. Ciò suggerisce che tali fattori non solo permettono di applicare un prezzo più alto, ma contribuiscono anche a mantenere alta l'occupazione (massimizzando dunque il profitto finale). Dal punto di vista interpretativo, questo significa che nel contesto degli affitti brevi è spesso utile guardare oltre il singolo coefficiente di prezzo e domandarsi: *come incide questa caratteristica sull'attrattività complessiva dell'alloggio e quindi sui ricavi?* Un confronto con il mercato degli affitti lunghi evidenzia il contrasto: lì, un coefficiente edonico su un canone mensile può essere interpretato direttamente come disponibilità a pagare dell'inquilino per una caratteristica, dato che l'alloggio sarà occupato continuativamente; nel breve termine, invece, la disponibilità a pagare per notte degli ospiti e la percentuale di notti prenotate concorrono insieme a determinare il valore economico dell'attributo per il proprietario.

Va poi considerato il ruolo di variabili latenti e di selezione nell'interpretazione dei risultati. Poiché gli alloggi affittati a breve termine spesso vengono osservati attraverso dati provenienti da piattaforme online (es. annunci web), il ricercatore dispone di molte informazioni dettagliate ma potrebbe non osservarne altre, come la qualità intrinseca dell'arredamento, l'estetica o l'abilità imprenditoriale del host, che tuttavia influenzano sia il prezzo sia il successo dell'annuncio. Se tali caratteristiche non osservate sono correlate con quelle incluse (ad esempio, un host molto attento alla qualità potrebbe curare meglio sia le foto sia la pulizia, ottenendo migliori recensioni), allora i coefficienti edonici stimati con

una semplice regressione OLS possono soffrire di bias da variabili omesse. In altre parole, potremmo attribuire al numero di foto o alla presenza della lavatrice un effetto sul prezzo che in realtà cattura in parte l'effetto di una qualità generale superiore dell'alloggio o della gestione. Nel mercato degli affitti lunghi, problematiche simili esistono (ogni casa ha qualità non facilmente quantificabili, come il "feeling" che si crea con l'abitazione o il vicinato), ma nel breve termine l'eterogeneità è amplificata dalla componente di servizio e dalla grande varietà di operatori coinvolti. Questa considerazione mette in luce quanto sia importante adottare specificazioni econometriche più robuste e metodi di controllo per eterogeneità non osservata, al fine di evitare interpretazioni distorte dei risultati. Solo in questo modo sarà possibile utilizzare la modellazione econometrica non solo per descrivere il mercato, ma per contribuire a disegnarne gli equilibri futuri, più trasparenti e più coerenti con i bisogni complessi della città contemporanea.

5. Verso un uso critico e integrato dell'analisi dei prezzi immobiliari

5.1 Metodi avanzati per l'analisi dei prezzi

Per affrontare in modo adeguato la complessità di un mercato sempre più complesso, la ricerca recente si spinge a guardare oltre i confini dell'econometria standard e a sperimentare tecniche alternative in grado di cogliere le interazioni nascoste e le non linearità presenti nei dati. Nonostante i suoi pregi, il modello edonico mostra limiti quando le relazioni tra variabili sono non lineari, quando vi è eteroschedasticità o multicollinearità, o quando gli effetti spaziali rendono instabile la stima. Per superare questi limiti, negli ultimi vent'anni si sono affermati metodi di intelligenza artificiale (IA), in particolare le reti neurali e, più recentemente, algoritmi di machine learning come il *gradient boosting*.⁶

Lo studio di Limsombunchai, Gan e Lee (2004) è uno dei primi confronti empirici fra l'approccio edonico tradizionale e le *reti neurali artificiali* (ANN)⁷. I ricercatori utilizzano un campione di 200 abitazioni di Christchurch (Nuova Zelanda), dove l'acquisto della casa rappresenta un investimento rilevante per oltre il 70% delle famiglie, e stimano:

- un modello edonico basato su variabili strutturali (dimensione del terreno, età, tipologia di casa, numero di stanze, bagni e garage) e di contesto (presenza di giardino, qualità del quartiere). Le specificazioni lineari raggiungono un R^2 superiore al 75 %, ma soffrono di instabilità e di problemi di eteroschedasticità;
- una rete neurale, costruita sugli stessi dati, che apprende relazioni non lineari e interazioni complesse tra variabili. La rete raggiunge valori di R^2 vicini a 0,99 nelle

⁶ Il Gradient Boosting è una tecnica di Machine Learning che crea un modello predittivo potente e preciso combinando progressivamente molti modelli "deboli", spesso alberi decisionali, in modo che ogni nuovo modello si concentri sugli errori commessi dai modelli precedenti. L'algoritmo utilizza il metodo della "discesa del gradiente" per ridurre gli errori e ottimizzare una funzione di perdita, migliorando continuamente l'accuratezza complessiva del modello.

⁷ Le reti neurali artificiali possono essere descritte come grafi orientati e pesati, articolati in strati di nodi che emulano il funzionamento dei neuroni biologici. Ogni nodo applica una funzione di attivazione e trasmette il proprio output allo strato successivo, fino a giungere a quello finale che produce il risultato del modello. In quanto sistemi matematici capaci di apprendere, le reti neurali consentono di estendere e migliorare le metodologie tradizionali di analisi dei dati.

previsioni in campione e presenta errori medi quadratici inferiori rispetto al modello edonico.

Per comprendere il funzionamento della ANN, gli autori mostrano un diagramma a più strati dove lo strato d'ingresso raccoglie i valori delle variabili immobiliari (come la dimensione del terreno, l'età della casa, il numero di camere e bagni); gli strati intermedi, chiamati strati nascosti, elaborano i segnali e l'ultimo strato (dunque l'output) restituisce la stima del prezzo. Ogni neurone somma i segnali in entrata moltiplicati per i pesi, aggiunge un termine di bias e applica una funzione di trasferimento (sigmoide, tangente iperbolica o gaussiana) per produrre l'uscita. La rete *feed-forward* è addestrata attraverso la retropropagazione: per un dato input calcola un prezzo, ne misura l'errore rispetto al valore osservato e modifica i pesi per ridurre l'errore medio quadratico. La scelta del numero di strati nascosti e di nodi in ciascuno di essi avviene per tentativi ed errori, perché non esiste una teoria univoca che indichi l'architettura ottimale. Inoltre, a differenza del modello edonico, la rete neurale non richiede ipotesi sulla forma funzionale delle relazioni né sulla distribuzione degli errori, il che le conferisce maggiore flessibilità. Questo spiega perché la ANN riesce a catturare meglio le interazioni e le non linearità insite nei dati immobiliari.

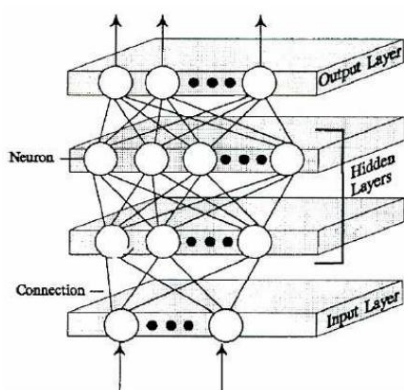


Fig.7 Struttura della rete neurale *feed-forward* con due livelli nascosti

Rispetto al modello edonico, i risultati comportano però un “prezzo” in termini di trasparenza: durante l’addestramento si generano centinaia o migliaia di pesi distribuiti tra i vari strati. Ogni neurone applica una funzione di attivazione a una combinazione di pesi e segnali in entrata, ma questi parametri non hanno un’interpretazione immediata come i coefficienti di una regressione. Infatti, le reti neurali sono modelli “black box” perché i loro

parametri non possono essere facilmente interpretati, a differenza delle elasticità o degli effetti marginali che si ricavano da una regressione. Inoltre, durante l'addestramento la rete identifica da sola schemi e regole per fare previsioni, ma le regole apprese non sono esplicitamente visibili; di conseguenza, osserviamo solo l'input e l'output, non il "ragionamento" intermedio. In pratica, quindi, un aumento della superficie di 10 m² o la presenza di un giardino non si traducono in un coefficiente chiaro come accade nel modello edonico, ma influiscono sul risultato tramite la combinazione non lineare di molti pesi interconnessi.

Uno studio recente di Tapia J., Chavez-Garzon N., Pezoa R., Suarez-Aldunate P., Pilleux M. (2025), mostra l'applicazione congiunta di un modello edonico con aggiustamenti spaziali e un algoritmo di machine learning di ultima generazione. L'analisi è condotta sulla Regione Metropolitana di Santiago del Cile e parte da un dataset molto ampio: quasi 98 000 annunci immobiliari raccolti nel 2020 vengono puliti e fino a ottenere 52 039 osservazioni. Oltre alle variabili tipiche (numero di stanze, bagni, tipologia di edificio, dimensione della superficie), vengono create altre categorie: variabili strutturali derivate da espressioni regolari (presenza di piscina, terrazza, posti auto), variabili di quartiere basate sulla densità e sulla qualità delle scuole entro 1–3 km, variabili di localizzazione che comprendono l'Indice di qualità della vita urbana (ICVU) del municipio in cui si trova l'immobile e le distanze da elementi di interesse, e perfino variabili visive (binarie) ottenute classificando automaticamente le fotografie degli annunci mediante una rete neurale convoluzionale DenseNet201. Quest'ultima, riconosce sedici ambienti (facciata, cucina, bagno, camera da letto, soggiorno, sala da pranzo, balcone, piscina, planimetria, vista, ecc.), e per ciascun ambiente è assegnato "1" se almeno una foto lo rappresenta.

In totale, quindi, il dataset dispone di 45 predittori. Nella fase econometrica gli autori stimano prima un modello edonico con OLS, in cui il logaritmo del prezzo è espresso come combinazione lineare delle variabili sopra descritte. Pur ottenendo un buon grado di spiegazione, i residui presentano una forte autocorrelazione spaziale (Moran's $I \approx 0,71$) che segnala la presenza di dipendenze tra prezzi di immobili vicini. Per ovviare a questo problema si passa a un modello *SAR (Spatial Autoregressive)*: oltre alle variabili edoniche, il log-prezzo di ciascun immobile non dipende solo dalle proprie caratteristiche ma anche da un termine di "*spatial lag*" che rappresenta la media dei prezzi delle 700 abitazioni più

vicine. Questa specificazione riduce significativamente l'autocorrelazione dei residui e rende più stabili e plausibili i coefficienti: per esempio, la distanza dai parchi, che nell'OLS aveva un effetto negativo, diventa positiva nel SAR, e l'impatto della qualità del municipio e del numero di bagni risulta meno sopravvalutato.

Parallelamente, Tapia e colleghi, costruiscono un modello di gradient boosting (*LightGBM*) in grado di gestire relazioni non lineari e interazioni complesse. Per migliorare la predizione, selezionano in modo incrementale le variabili più informative e confrontano diverse specificazioni: l'aggiunta di variabili derivate dalle descrizioni (piscina, terrazza, posti auto) e delle distanze ai servizi riduce sensibilmente l'errore, mentre l'inclusione delle variabili visive migliora ulteriormente le performance, perché cattura aspetti qualitativi difficilmente codificabili. Il modello LightGBM completo raggiunge un R^2 di 0,9516 e una MAPE intorno al 10 %, superando sia l'OLS sia il SAR. Per interpretare i contributi delle variabili in questo “black box”, gli autori impiegano l'algoritmo *SHAP* (*Shapley Additive exPlanations*), che assegna a ogni predittore un valore di importanza e ne analizza le interazioni. I grafici SHAP mostrano, ad esempio, che l'effetto della superficie aumenta in comuni meno qualificati e che il numero di bagni ha un impatto positivo soprattutto oltre le tre unità; inoltre evidenziano l'influenza non lineare delle distanze dai servizi.

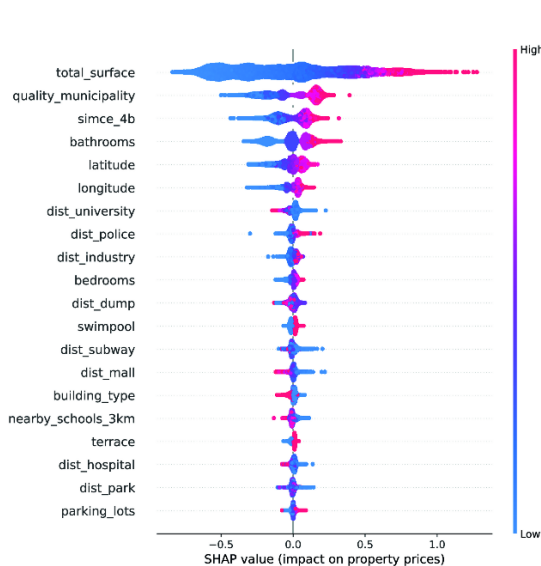


Fig. 8 Grafico con valori SHAP per ciascuna variabile

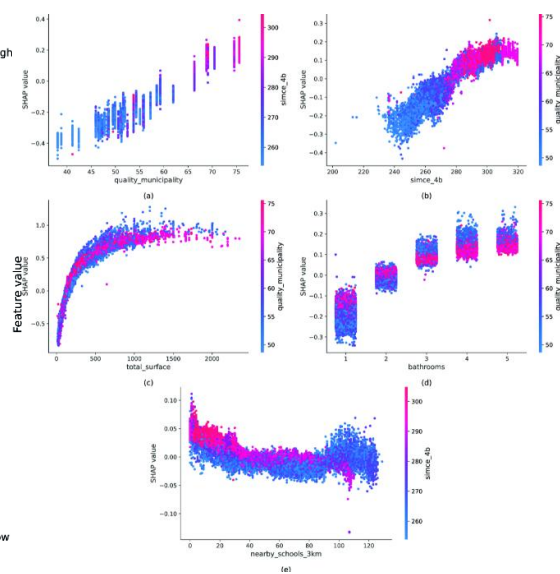


Fig. 9 Grafici di dipendenza per due variabili

Un punto cruciale sollevato dagli autori è che, se l'autocorrelazione spaziale non viene corretta, le interpretazioni derivate dai metodi di machine learning possono divergere da quelle più robuste ottenute con il SAR: il LightGBM tende a replicare i risultati dell'OLS, non quelli del modello spaziale. Da qui la raccomandazione a non considerare l'approccio edonico e quello algoritmico come antagonisti, ma a integrarli: il modello edonico con correttivi spaziali fornisce una base teorica e interpretativa, mentre il machine learning, arricchito con dati visivi e tecniche di interpretazione come SHAP, permette di migliorare l'accuratezza predittiva e di cogliere effetti non lineari.

L'approccio più promettente sembra dunque essere quello ibrido, che combina i due mondi, per gestire e comprendere un mercato complesso come quello immobiliare.

5.2 Trasparenza dei dati immobiliari e riflessioni normative

La trasparenza e l'accessibilità dei dati immobiliari emergono come condizioni fondamentali per un'analisi dei prezzi affidabile e utile al pubblico. L'eterogeneità del mercato e la complessità dei modelli richiedono basi informative ampie e di qualità: se i dati sulle transazioni e sulle caratteristiche degli immobili non sono facilmente accessibili o sono opachi, si crea un vantaggio informativo per pochi operatori, mentre le stime edoniche perdono di credibilità. Glaeser, Hillis, Kominers e Luca (2016), analizzano l'effetto dell'apertura dei dati pubblici e delle tecnologie partecipative sulla qualità della governance urbana, mostrando come il ricorso a sistemi di crowdsourcing basati su tornei informativi, in cui cittadini e operatori competono nell'identificazione di anomalie nei dati edilizi, abbia migliorato l'accuratezza delle ispezioni immobiliari condotte nei comuni statunitensi coinvolti nell'esperimento. Il risultato principale è che la disponibilità di dataset aperti e l'interazione strutturata con il pubblico non solo aumentano la qualità delle rilevazioni, ma ridimensionano il potere discrezionale delle amministrazioni, generando un ambiente più trasparente e responsabile. In quest'ottica, politiche di open data immobiliare risultano auspicabili: rendere pubblici i dati di compravendita, di locazione e le informazioni catastali permetterebbe non solo una ricerca accademica più robusta, ma anche un miglior monitoraggio del mercato da parte delle istituzioni e una maggiore consapevolezza diffusa

dei cittadini. Una maggiore trasparenza contribuisce infatti a mercati più efficienti e a valutazioni più eque, riducendo le asimmetrie informative e i potenziali abusi.

In ambito normativo e fiscale, l'analisi edonica dei prezzi può guidare politiche di tassazione e regolamentazione più eque e basate su evidenze. La valutazione catastale, in particolare, potrebbe beneficiare di un aggiornamento periodico ancorato ai valori di mercato correnti: in Italia, ad esempio, si discute una riforma del catasto che utilizzi tecniche di valutazione di massa per stimare periodicamente (su base pluriennale) il valore degli immobili, avvicinando così le rendite catastali ai prezzi effettivi di mercato (Agenzia delle Entrate, 2021). Tale approccio, supportato da metodologie edoniche e algoritmi avanzati, mirerebbe a garantire maggiore oggettività e uniformità nel calcolo dei tributi immobiliari. Da un lato, le amministrazioni fiscali disporrebbero di strumenti più accurati per valutare il patrimonio immobiliare e contrastare fenomeni evasivi; dall'altro, i contribuenti beneficerebbero di un sistema impositivo più trasparente e aderente alla realtà di mercato, percepito quindi come più legittimo.

La disponibilità di dati aperti è un fattore abilitante per lo sviluppo di sistemi di intelligenza artificiale (AI) efficaci e affidabili, che possono essere utilizzati nell'analisi dei prezzi. Negli Stati Uniti, la Consumer Financial Protection Bureau (CFPB) ha messo in guardia sul rischio che i modelli di valutazione automatica incorporino e amplifichino i pregiudizi dei dati di input. Un blog firmato da Rohit Chopra (2023) ricorda che le valutazioni computate da algoritmi possono sembrare obiettive ma, alimentate da dataset storici, rischiano di perpetuare i bias umani. Il post evidenzia che gli algoritmi possono generare stime troppo alte, esponendo i proprietari a mutui insostenibili, o troppo basse, limitando l'accesso all'equità e influenzando negativamente i quartieri. Per mitigare questi rischi, il CFPB propone un insieme di salvaguardie che includono l'obbligo di campionamenti casuali, la prevenzione dei conflitti di interesse, la verifica casuale delle valutazioni e il rispetto delle leggi sulla non discriminazione. Nel giugno 2024, la stessa agenzia ha approvato una nuova regola, nata dalla collaborazione tra più agenzie federali, che impone ai soggetti che utilizzano strumenti di valutazione automatica di adottare misure volte ad aumentare la trasparenza. La norma richiede di garantire un alto livello di fiducia nelle stime, proteggere contro la manipolazione dei dati e prevenire i conflitti di interesse. Il CFPB ribadisce che i

modelli non possono sostituire il giudizio umano se non sono dotati di meccanismi di controllo e se non rispettano le leggi in materia di equità.

Dunque, una sinergia tra innovazione tecnica e iniziativa normativa può favorire un uso pubblico dei dati immobiliari orientato all'interesse collettivo, senza trascurare i doverosi controlli e garanzie a tutela dei soggetti coinvolti.

In una recente pubblicazione sulla rivista *Land*, Yiu e Cheung (2025) propongono un quadro strutturato per l'integrazione dell'intelligenza artificiale nei processi di valutazione immobiliare. Gli autori delineano un percorso articolato in diverse fasi, che parte dalla raccolta di dati eterogenei provenienti da fonti diverse (come annunci online, registri catastali, informazioni demografiche e serie economiche) e prosegue con la costruzione di modelli di valutazione automatizzata (AVM) basati su algoritmi di machine learning e sull'analisi edonica dei prezzi. Successivamente, viene introdotta l'applicazione di tecniche di intelligenza artificiale spiegabile (XAI), come SHAP e LIME, che consentono di interpretare e rendere trasparenti le previsioni dei modelli, migliorando la comprensione dei risultati da parte degli utenti e dei professionisti. Il processo viene poi integrato con il giudizio professionale dell'esperto, che interpreta i risultati nel rispetto delle norme etiche e degli standard internazionali (RICS, IVS 2025) e dei più recenti principi di trasparenza e responsabilità previsti dall'AI Act. Infine, la procedura culmina nella redazione di un report finale chiaro e trasparente, in cui vengono sintetizzati i risultati della valutazione, le spiegazioni fornite dai modelli e le considerazioni professionali, garantendo così un processo di stima tracciabile e comprensibile anche per i non addetti ai lavori.

Lo schema proposto sottolinea che la trasparenza e l'accountability sono prerogative imprescindibili per evitare distorsioni o abusi e per consolidare la fiducia del mercato.

Gli *Automated Valuation Models (AVM)* sono servizi che utilizzano tecniche statistiche e basi dati di transazioni per stimare automaticamente il valore degli immobili. Essi combinano modelli matematici (spesso edonici) e indici repeat-sales per calcolare il prezzo, confrontando i valori di immobili simili nello stesso periodo. Gli AVM hanno il vantaggio di generare stime rapide e standardizzate, utili per istituti di credito e agenzie immobiliari, ma la loro accuratezza dipende dalla qualità e rappresentatività dei dati. Nelle aree con pochi comparabili o con dati incompleti, le previsioni possono essere imprecise; inoltre, gli AVM non possono cogliere aspetti fisici non registrati (stato di manutenzione, finiture particolari).

Per queste ragioni, la *RICS (Royal Institution of Chartered Surveyors)*, ovvero un'organizzazione professionale globale che definisce standard elevati nel settore immobiliare, costruzioni e infrastrutture, e l'*IVSC (International Valuation Standards Council)*, un'organizzazione internazionale non governativa e senza scopo di lucro che stabilisce gli International Valuation Standards (IVS), ovvero gli standard internazionali per le valutazioni immobiliari, per garantire trasparenza e coerenza nel metodo di stima, sottolineano che l'AVM deve integrare, e non sostituire, il giudizio del valutatore. La modellistica edonica, alla base di molti AVM, prevede la stima del valore isolando gli effetti delle singole caratteristiche del bene; tuttavia, la non linearità e la dimensione dei modelli rendono più difficile interpretarli, motivo per cui l'integrazione delle tecniche *XAI (Explainable Artificial Intelligence)* è fondamentale per garantire la trasparenza, in quanto rappresentano la capacità dei sistemi di intelligenza artificiale di fornire spiegazioni chiare e comprensibili delle proprie decisioni. Il suo obiettivo centrale è rendere trasparabili i modelli complessi, illuminando i meccanismi che portano a una certa previsione.

La letteratura distingue tra:

Modelli auto-interpretabili (“white box”): algoritmi semplici come alberi decisionali o regressioni che mostrano direttamente come i dati d'ingresso influenzano l'output.

Spiegazioni post-hoc per modelli complessi (“black box”): strumenti come *SHAP* o *LIME* che forniscono indicazioni locali su quali variabili aumentano o diminuiscono la stima.

Nel contesto immobiliare, le tecniche XAI consentono al valutatore di identificare le variabili che guidano la stima (es. superficie, zona, anno di costruzione), quantificarne l'impatto e comunicarlo ai clienti in modo comprensibile. Ciò supporta l'obbligo di “motivare” la valutazione, riducendo il rischio di bias e rendendo la procedura difendibile in sede legale. Inoltre, l'XAI facilita l'audit dei modelli, permettendo alle autorità di verificare che le previsioni non violino le normative antidiscriminatorie o di trasparenza dei dati.

Lo sviluppo che conduce dalla raccolta e validazione dei dati, alla modellizzazione mediante l'analisi edonica, fino alla spiegazione delle previsioni e alla loro integrazione con il giudizio esperto, rappresenta la condizione necessaria affinché le valutazioni automatizzate possano affiancare in modo credibile le perizie tradizionali, offrendo stime flessibili, trasparenti e comprensibili a tutti gli attori del mercato immobiliare, e aprendo la strada a sviluppi futuri sempre più integrati tra tecnologia e competenza umana.

Conclusioni

Il percorso sviluppato in questa tesi mette in evidenza come l'analisi edonica rappresenti uno strumento cruciale per interpretare i meccanismi di formazione dei prezzi nel mercato immobiliare. Dallo studio dei fondamenti teorici, dalle intuizioni pionieristiche di Lancaster e Rosen, fino agli sviluppi più recenti, è emersa la capacità del modello di scomporre il valore complessivo degli immobili nelle sue componenti caratteristiche, offrendo una chiave di lettura flessibile e applicabile a contesti eterogenei.

Le applicazioni empiriche, condotte su mercati consolidati come quello parigino e su economie in transizione, hanno confermato la validità dell'approccio, pur evidenziandone i limiti metodologici e pratici. La complessità intrinseca del mercato immobiliare, caratterizzato da forte eterogeneità, impone infatti cautela nell'interpretazione dei risultati e la consapevolezza che nessun modello, preso da solo, possa restituire una rappresentazione esaustiva della realtà. L'estensione dell'analisi agli affitti di breve periodo ha ulteriormente arricchito la riflessione, mostrando come la digitalizzazione e le piattaforme tecnologiche abbiano trasformato la natura stessa del valore immobiliare. La comparazione con il mercato di lungo termine ha rivelato nuove sfide analitiche, legate all'inclusione di fattori dinamici, ambientali e sociali, e al rischio di distorsioni nei mercati locali.

Al fine di migliorare la robustezza delle stime e cogliere la complessità dei fenomeni osservati, emerge l'importanza di un approccio critico e integrato. I modelli edonici tradizionali possono essere affiancati da metodologie avanzate, dall'uso di tecniche di machine learning e intelligenza artificiale. Tuttavia, l'innovazione tecnica non basta: occorre parallelamente promuovere una cultura della trasparenza dei dati e una regolamentazione attenta, capace di orientare l'uso degli strumenti valutativi verso obiettivi di equità, sostenibilità e coesione sociale.

Guardando al futuro, l'auspicio è che l'uso consapevole di tali strumenti possa non solo migliorare l'accuratezza delle valutazioni, ma anche supportare decisioni urbane e politiche abitative più giuste e inclusive, contribuendo alla costruzione di città più resilienti, trasparenti e a misura d'uomo.

Bibliografia

Agenzia delle Entrate (2021). Documento tecnico per la revisione del sistema estimativo catastale.

Bajari, P., & Benkard, C. L. (2005). Demand estimation with heterogeneous consumers and unobserved product characteristics: A hedonic approach. Journal of Political Economy, 113(6), 1239–1276.

Ball, M., Lizieri, C., & MacGregor, B. D. (1988). The Economics of Commercial Property Markets.

Bartik, T. J. (1987). The Estimation of Demand Parameters in Hedonic Price Models. Journal of Political Economy, 95(1), 81–88.

Bobrovskaya, E., Polbin, A., & Fokin, N. (2024). Hedonic price indices for Moscow short-term rental housing. Russian Journal of Money and Finance.

Brown, J. N., & Rosen, H. S. (1982). On the Estimation of Structural Hedonic Price Models. Econometrica, 50(3), 765–768.

Chung Yim Yiu, & Ka Shing Cheun. (2025). Enhancing Explainable AI Land Valuations Reporting for Consistency, Objectivity, and Transparency. Land, 14(5), art. 92.

Consumer Financial Protection Bureau. (2023). Algorithms, artificial intelligence, and fairness in home appraisals.

Consumer Financial Protection Bureau. (2024). CFPB approves rule to ensure accuracy and accountability in the use of AI and algorithms in home appraisals.

Deboosere, R., Kerrigan, D. J., Wachsmuth, D., & El-Geneidy, A. (2019). Location, location and professionalization: a multilevel hedonic analysis of Airbnb listing prices and revenue. Regional Studies, Regional Science, 6(1).

Des Rosiers, F., & Thériault, M. (1996). Systematic Variation in the Impact of School Proximity on House Prices. *Journal of Housing Research*, 7(3), 317–338.

Di Pasquale, D., & Wheaton, W. C. (1996). *Urban Economics and Real Estate Markets*. Prentice Hall.

Ekeland, I., Heckman, J. J., & Nesheim, L. (2004). Identification and Estimation of Hedonic Models. *Journal of Political Economy*, 112(S1), S60–S109.

Epplé, D. (1987). Hedonic prices and implicit markets: Estimating demand and supply functions for differentiated products. *Journal of Political Economy*, 95(1), 59–80.

European Central Bank (ECB). (2021). The euro area housing market during the COVID-19 pandemic. In *ECB Economic Bulletin*, Issue 7/2021.

European Commission. (2020). *A Renovation Wave for Europe – Greening our buildings*.

Freeman, A. M. III. (1979). Hedonic Prices, Property Values and Measuring Environmental Benefits. *Scandinavian Journal of Economics*, 81(2), 154–173.

Gibbs, C., et al. (2017). [se vuoi posso uniformare anche questo, ma non era nella lista originale esplicitata — posso lasciarlo fuori]

Glaeser, E. L., Gyourko, J., & Saks, R. E. (2005). Why Have Housing Prices Gone Up? *American Economic Review Papers & Proceedings*, 95(2), 329–333.

Glaeser, E. L., Hillis, A., Kominers, S. D., & Luca, M. (2016). Crowdsourcing city government: Using tournaments to improve inspection accuracy. *American Economic Review*, 106(5), 114–118.

Griliches, Z. (1961). Notes on the Measurement of Price and Quality Changes. In NBER (Ed.), *The Price Statistics of the Federal Government*. Princeton University Press.

Gyourko, J., & Molloy, R. (2015). Regulation and Housing Supply. In *Handbook of Regional and Urban Economics*, Vol. 5B.

Hendershott, P. H., & Slemrod, J. (1983). *Taxes and the User Cost of Capital for Owner-Occupied Housing*. *AREUEA Journal*, 11(4), 375–393.

Herath, S., & Maier, G. (2010). *The hedonic price method in real estate and housing market research: A review of the literature*. *SRE–Discussion Paper* 2010/03.

Lancaster, K. J. (1966). *A New Approach to Consumer Theory*. *Journal of Political Economy*, 74(2), 132–157.

Lees, L., Slater, T., & Wyly, E. (2008). *Gentrification*.

Limsombunchai, V., Gan, C., & Lee, M. (2004). *House Price Prediction: Hedonic Price Model vs. Artificial Neural Network*. *American Journal of Applied Sciences*, 1(3), 193–201.

Linneman, P. (1980). *Some Empirical Results on the Nature of the Hedonic Price Function*. *Journal of Urban Economics*, 8(1), 47–68.

Maurer, R., Pitzer, M., & Sebastian, S. (2004). *Hedonic price indices for the Paris housing market*. *Allgemeines Statistisches Archiv*, 88(3).

Nadaraya, E. A. (1964). *On Estimating Regression*. *Theory of Probability and Its Applications*, 9(1), 141–142.

Newey, W. K., & West, K. D. (1987). *A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix*. *Econometrica*, 55(3), 703–708.

Nguyen, M.-L. T. (2020). *The hedonic pricing model applied to the housing market*. *International Journal of Economics and Business Administration*, 8(3).

Pace, R. K. (1993). *Nonparametric methods with applications to hedonic models*. *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 7(3), 185–204.

Palmquist, R. B. (1984). *Estimating the demand for the characteristics of housing*. *The Review of Economics and Statistics*, 66(3), 398.

Quigley, J. M. (1979). *The production of housing services and the derived demand for residential land*. *Bell Journal of Economics*, 10(1), 221–236.

Rosen, S. (1974). *Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition*. *Journal of Political Economy*, 82(1), 34–55.

Tapia, J., Chavez-Garzon, N., Pezoa, R., Suarez-Aldunate, P., & Pilleux, M. (2025). *Comparing automated valuation models for real estate assessment in the Santiago Metropolitan Region: A study on machine learning algorithms and hedonic pricing with spatial adjustments*.

Watson, G. S. (1964). *Smooth regression analysis*. *Sankhyā: The Indian Journal of Statistics, Series A*, 26(4), 359–372.

White, H. (1980). *A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity*. *Econometrica*, 48(4), 817–838.

Zietz, J., Zietz, E. N., & Sirmans, G. S. (2007). *Determinants of House Prices: A Quantile Regression Approach*. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 37(4), 317–333.