



**Politecnico
di Torino**

POLITECNICO DI TORINO

Dipartimento di Ingegneria Gestionale e della Produzione

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

Tesi di Laurea Magistrale

Discriminazione di prezzo basata sul comportamento dei consumatori: il caso Airbnb nel comune di Roma

Relatore

Prof. Luigi BUZZACCHI

Correlatore

Dott. Francesco Luigi MILONE

Candidato

Lavinia COPPE

A.A 2022/2023

Abstract

Questo lavoro di tesi esplora il fenomeno della discriminazione di prezzo basata sul comportamento dei consumatori applicata ad Airbnb, una piattaforma digitale che consente a individui di affittare per un breve periodo camere o alloggi liberi. Con ausilio dei dati, derivati da due diversi dataset, si è avuta la possibilità di studiare il fenomeno di acquisto ripetuto dei clienti di Airbnb nel comune di Roma, permettendo di cogliere al meglio gli aspetti della discriminazione correlati alla frequenza di acquisto. I capitoli centrali riguardano l'approfondimento della teoria che alla base della *BBPD - behavior based price discrimination*, con una riflessione sul ruolo della privacy all'interno delle dinamiche di acquisto. Inoltre è stato illustrato e studiato un modello teorico, i cui risultati sono stati di rilevante importanza per studiare i fenomeni ottenuti dal modello econometrico. L'obiettivo di questo elaborato sarà quello di rispondere alle seguenti domande. Vi è una relazione tra la frequenza di acquisto del consumatore e la creazione del prezzo? La frequenza di acquisto incide in maniera positiva generando sconti? Quali sono le variabili che condizionano l'acquisto ripetuto? Si confermerà la presenza di correlazione tra prezzo e frequenza di acquisto sotto determinate condizioni, come si evincerà dal modello econometrico implementato negli ultimi capitoli, dimostrando l'esistenza di un fenomeno di sconto, più o meno evidente, nel caso di acquisti ripetuti.

Indice

Elenco delle tabelle	iii
Elenco delle figure	iv
1 Introduzione	1
2 Stato dell'arte	3
2.1 Discriminazione di prezzo	3
2.1.1 Discriminazione di primo grado	4
2.1.2 Discriminazione di secondo grado	5
2.1.3 Discriminazione di terzo grado	6
2.1.4 Impatto della discriminazione di prezzo	8
2.2 Behavior Based Price Discrimination - BBPD	11
2.3 Economia della Privacy	15
2.3.1 General Data Protection Regulation - GDPR	21
2.3.2 Impatto della privacy nel modello BBPD	24
2.3.3 Modello - <i>Conditioning Prices on Purchase History</i>	26
3 Airbnb e i mercati peer-to-peer	35
3.1 Storia di Airbnb	35
3.2 Mercati peer-to-peer	36
3.2.1 Sharing economy	36
3.2.2 Platform economy	39
3.2.3 Ruolo di Airbnb nei mercati peer-to-peer	40
3.3 Algoritmo di pricing di Airbnb	46
4 Dati e Metodologia	49
4.1 Struttura del dataset	49
4.2 Analisi descrittiva del dataset	51
4.3 Modello econometrico	67
5 Stime econometriche	71

5.1	Ipotesi della ricerca	71
5.2	Discussione risultati econometrici	72
6	Conclusioni	78
	Allegati	80
	Bibliografia	91

Elenco delle tabelle

4.1	Tipologia di proprietà	51
4.2	Popolazione iscritta in anagrafe al 31/12 per il municipio di Roma Anno 2019[74]	52
4.3	Municipi in cui risiedono le proprietà del campione	53
4.4	Tipologie di politica di cancellazione delle proprietà nel campione .	54
4.5	Strutture delle proprietà: numero di camere da letto e bagni per proprietà nel campione	55
4.6	Punteggio della recensione rispetto al numero di proprietà nel campione	57
4.7	Quantità di proprietà per host nel campione	58
4.8	Statistiche descrittive del prezzo medio nel campione	63
4.9	Statistiche descrittive del prezzo rapporto nel campione	64
4.10	Statista descrittiva della differenza temporale	65
5.1	Regressione lineare del modello di base nelle varie casistiche	73
5.2	Test di ipotesi per la stagionalità	75
5.3	Regressione lineare del modello di base con la nuova variabile di controllo della qualità non osservata nelle 3 casistiche	76
6.1	Tabella dei Ricavi mensili delle proprietà	80
6.2	Tabella delle proprietà	81
6.3	Tabella con le informazioni sui consumatori	82

Elenco delle figure

2.1	Rappresentazione della discriminazione di prezzo di primo grado . . .	5
2.2	Rappresentazione della discriminazione di prezzo di secondo grado . . .	5
2.3	Rappresentazione della discriminazione di prezzo di terzo grado . . .	7
2.4	Curve della domanda, con area ombreggiata che indica le entrate[30]	30
2.5	Vincoli di autoselezione[30]	32
3.1	Diagramma flussi di valore nel modello P2P di Airbnb	41
3.2	Tipologia di sharing economy platfomrs rispetto al controllo e alla rivalità [68]	43
3.3	Modello concettuale dell'interazione tra i fattori di beneficio edonistici, monetari e di posizione e le intenzioni di riacquisto[71]	45
3.4	Overview del sistema di pricing[73]	48
4.1	Mappa degli attuali 15 Municipi di Roma, come da delibera n. 8 del 7 marzo 2013 [75]	53
4.2	Numero di proprietà del campione rispetto alle fasce di extra people fee(\$).	55
4.3	Numero di proprietà rispetto al numero massimo di clienti ospitabili del campione	56
4.4	Distribuzione numero foto per annuncio della proprietà nel campione	58
4.5	Percentuale di utenti che ritornano nel campione	59
4.6	Nazionalità degli utenti del campione	60
4.7	Prenotazioni totali per ciascun anno	60
4.8	Prenotazioni totali per ciascun mese aggregato per anno	61
4.9	Prenotazioni totali per ciascun mese nel 2019	61
4.10	Numero di proprietà per fascia di prezzo medio del campione	62
4.11	Numero di proprietà per fascia di prezzo massimo del campione . . .	63
4.12	Numero di proprietà per fascia di prezzo minimo del campione . . .	63
4.13	Istogramma della variabile prezzo rapporto	65
4.14	Istogramma della variabile prezzo nel 2019 stimata tramite la qualità non osservata	66

Capitolo 1

Introduzione

Nell'era digitale, l'enorme quantità di dati raccolti dalle imprese offre opportunità senza precedenti per l'analisi dei comportamenti dei consumatori. Questi dati permettono alle aziende di comprendere meglio le preferenze, i modelli di consumo e le abitudini degli acquirenti. Un'applicazione di grande interesse è la discriminazione di prezzo basata sul comportamento dei consumatori, una strategia di prezzo che si basa sull'utilizzo delle informazioni comportamentali dei consumatori per personalizzare le offerte e i prezzi. Le imprese utilizzano algoritmi sofisticati e modelli predittivi per identificare le differenze nei comportamenti dei consumatori e adattare i prezzi di conseguenza. Questa pratica consente alle aziende di massimizzare i profitti sfruttando le differenze di elasticità della domanda tra i diversi segmenti di clientela.

La presente tesi si propone di approfondire le pratiche del *BBPD* - *behavior-based price discrimination* applicato ad Airbnb, una piattaforma digitale che consente a individui di affittare per un breve periodo camere o alloggi liberi. Nello specifico il caso studio empirico trattato negli ultimi capitoli riguarderà l'ecosistema degli Airbnb del comune di Roma, permettendo di cogliere al meglio gli aspetti della discriminazione di prezzo correlati alla frequenza di acquisto del consumatore.

I capitoli iniziali si focalizzano sullo stato dell'arte della teoria base della discriminazione di prezzo, con un successivo focus sulla *BBPD*, dove si fronteggiano due approcci che propongono risultati anche contrastanti: da un lato, alcuni modelli mostrano come in assenza di significative asimmetrie informative, la *BBPD* riduca la profittabilità delle imprese intensificando la concorrenza; dall'altro, al contrario, alcuni modelli molto citati mostrano i vantaggi derivanti dall'acquisto ripetuto in presenza di asimmetrie informative in termini di redditività per le imprese che riescono ad estrarre una maggiore quota di surplus dal consumatore. In linea con il secondo filone teorico verrà approfondito il ruolo della privacy sia all'interno

delle dinamiche di acquisto che all'interno della teoria della *BBPD*. Per poter interpretare i risultati del caso studio è stato approfondito il modello teorico di Acquisti e Varian denominato "*Conditioning Prices on Purchase History*", in due casistiche: il benchmark e il caso riguardante il servizio personalizzato. I due autori studiano l'interazione tra il venditore e il consumatore in caso di acquisto ripetuto, lo scenario che verrà approfondito negli ultimi capitoli.

Nel contesto dell'economia digitale, Airbnb si è affermato come una delle piattaforme più rilevanti nell'ambito dell'ospitalità. Airbnb non solo ha rivoluzionato il modo in cui le persone prenotano alloggi durante i viaggi, ma ha anche svolto un ruolo significativo nel plasmare l'ecosistema della sharing economy e nell'essere un leader nell'economia delle piattaforme. Pertanto, nel presente lavoro, Airbnb svolge un ruolo centrale nella trattazione, poiché si approfondiranno sia l'ecosistema in cui si inserisce la piattaforma, sia il funzionamento degli algoritmi di pricing che ne regolano l'offerta e la domanda. Quest'ultimi saranno esaminati nel dettaglio, dato che utilizzano una serie di informazioni comportamentali e di mercato per determinare i prezzi degli alloggi. Si analizzeranno le varie variabili e i fattori che influenzano tali algoritmi, come la disponibilità degli alloggi, la stagionalità, la domanda degli utenti e altri parametri rilevanti. Saranno esplorate le strategie adottate da Airbnb per massimizzare i profitti e adattare i prezzi in base al comportamento dei consumatori.

La parte centrale di questa tesi riguarda lo sviluppo e l'analisi del modello econometrico. Con ausilio dei dati, derivati da due diversi dataset, si è avuta la possibilità di studiare la correlazione tra la frequenza di acquisto e il prezzo pagato dai clienti di Airbnb nel comune di Roma. L'obiettivo è quello di dimostrare la correlazione tra la creazione del prezzo e la frequenza di acquisto, se quest'ultima incide in maniera positiva generando sconti e quali variabili condizionano il consumatore nel ripetere l'acquisto. In questa analisi il modello teorico di Acquisti e Varian, giocherà un ruolo fondamentale proprio per studiare il ruolo delle informazioni tratte dal primo acquisto.

Attraverso questa tesi, si mira a contribuire alla comprensione della discriminazione di prezzo basata sul comportamento dei consumatori, nello specifico nel caso di acquisti ripetuti, come fenomeno emergente nel contesto dell'economia digitale e ad avanzare la discussione sulle sue implicazioni. Si auspica che questo studio possa fornire un quadro approfondito e informato su un tema di grande rilevanza economica e sociale, e stimolare ulteriori ricerche nel campo del comportamento dei prezzi e delle strategie di personalizzazione basate sui dati dei consumatori.

Capitolo 2

Stato dell'arte

In questo capitolo si descriveranno tutti i concetti teorici di base per poter comprendere le successive sezioni. Nello specifico sarà esposta una panoramica generale sulla teoria della discriminazione di prezzo, con un successivo focus sul modello *behavior based price discrimination (BBPD)*. Infine si analizzerà il ruolo della privacy dandone prima una visione generale, anche tramite la normativa di base e poi all'interno di un modello particolarmente rilevante. Questo prospetto teorico sarà fondamentale per esaminare il contesto del caso studio riportato nel prossimo capitolo.

2.1 Discriminazione di prezzo

La discriminazione di prezzo è una delle tante pratiche di prezzi dinamici che consistono nell'applicare una strategia di differenziazione dei prezzi nel tempo, in diverse situazioni o tra gruppi di consumatori che presentano caratteristiche come età, posizione geografica o livello di utilizzo di un prodotto o servizio.[1]. Nel corso del tempo, questa pratica si è diffusa ampiamente sia per i beni di consumo che soprattutto per i servizi. Le imprese hanno incentivo ad effettuare discriminazioni di prezzo dato che tale strategia potenzialmente aumenta il surplus dell'impresa: differenziando tra categorie di clienti con curve di domanda differenti e diverse disponibilità a pagare, si può massimizzare in modo efficiente il surplus estratto. Le condizioni necessarie per cui una discriminazione di prezzo possa sussistere sono che: le imprese non siano price taker, perciò possano influenzare il mercato con le loro scelte, si abbiano informazioni utili sulle preferenze dei consumatori e che sia impossibile fare arbitraggio.

Il progresso esponenziale della tecnologia nell'ambito dell'informazione ha fornito alle aziende gli strumenti per raccogliere livelli più elevati di informazioni sui

consumatori [2]. Avere una comprensione così profonda del comportamento e delle preferenze dei consumatori è fondamentale per fornire all'azienda le conoscenze necessarie per differenziare correttamente il suo approccio. Più alto è il livello di informazioni che un'azienda possiede, più tale azienda sarà in grado di segmentare il mercato, cioè dividere i clienti in gruppi caratterizzati dalle stesse esigenze[3]. Riuscire a targhettizzare ogni gruppo di clienti, in modo che l'azienda per ciascun cliente all'interno del gruppo riesca a massimizzare la sua possibilità di successo e ad adattare un'offerta su misura, permette di massimizzare la quantità di surplus del consumatore catturato in ciascun gruppo, basando i prezzi offerti sul prezzo di riserva del consumatore[4].

Le discriminazioni di prezzo sono di tre tipologie: *la discriminazione di prezzo di primo grado*, che prevede di vendere ogni unità di prodotto a un prezzo diverso a seconda delle caratteristiche del singolo cliente, *la discriminazione di prezzo di secondo grado* che prevede di offrire diversi prezzi a seconda della quantità acquistata e *la discriminazione di prezzo di terzo grado* che prevede di offrire prezzi diversi a diversi gruppi di consumatori. Nei paragrafi successivi verranno illustrate le tre tipologie di discriminazioni.

2.1.1 Discriminazione di primo grado

La discriminazione di prezzo di primo grado, anche detta discriminazione perfetta, si verifica quando un'impresa fissa un prezzo ad hoc per ogni cliente e così facendo estrae il massimo ricavo possibile dalle vendite[5]. La capacità di differenziare il prezzo dei clienti a livello individuale, permette alle aziende di addebitare a ciascun cliente il prezzo di riserva, potendo estrarre l'intero surplus del consumatore. In alternativa, la perfetta discriminazione avviene quando il venditore fa una singola offerta *take-it-or-leave-it* a ciascun consumatore, così da poter estrarre la quantità massima possibile dal mercato[6].

Dalla *Figura 2.1* non si identifica un prezzo di equilibrio perché questo varia e coincide esattamente con il prezzo di riserva del consumatore, che è rappresentato dalla curva di domanda. Il produttore si appropria di tutto il surplus possibile, contrariamente al caso di monopolio, non si genera perdita secca di benessere e la soluzione è Pareto efficiente. La soluzione proposta dal primo grado di discriminazione richiede che l'impresa abbia un'enorme quantità di informazioni sul singolo consumatore ed è uno scenario poco realistico. Pertanto, questo modello serve principalmente come benchmark.

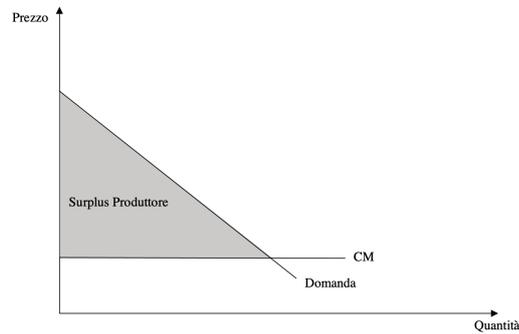


Figura 2.1: Rappresentazione della discriminazione di prezzo di primo grado

2.1.2 Discriminazione di secondo grado

La discriminazione di prezzo di secondo grado, o indiretta, si verifica quando non si hanno a priori informazioni per distinguere tra diversi gruppi di clienti, perciò l'azienda offre diversi piani tariffari e i clienti scelgono i termini che meglio si adattano alle loro esigenze. Il consumatore è forzato a scegliere comunicando inconsapevolmente informazioni utili al venditore, che le può sfruttare per elaborare proposte sempre più appropriate. Contrariamente ad altre forme di discriminazione dei prezzi, la discriminazione indiretta dei prezzi si basa sull'auto selezione dei clienti nella categoria appropriata di un prodotto[7]. Utilizzando questa tipologia di discriminazione il venditore riesce ad elaborare proposte sempre più appropriate rispetto alle necessità del consumatore.

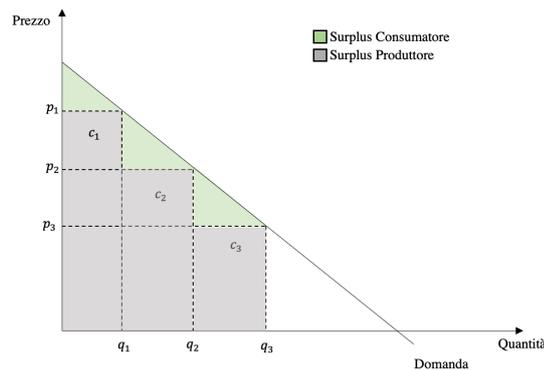


Figura 2.2: Rappresentazione della discriminazione di prezzo di secondo grado

L'esempio più comune è l'offerta di sconti sulla quantità (Figura 2.2): per grandi volumi, il venditore addebita un prezzo unitario inferiore all'acquirente, che potrà acquistare una quantità maggiore ad un prezzo minore. Utilizzando questa discriminazione possiamo notare come gli acquirenti ad alto volume e sensibili al prezzo sceglieranno di acquistare quantità maggiori a un prezzo unitario inferiore, mentre gli utenti a basso volume acquisteranno meno unità a un prezzo unitario più alto[5]. Sulla stessa linea strategica dell'offerta di sconti quantità vi è il *bundling* che consiste nell'offrire diversi tipi di beni/servizi in un pacchetto [8], essendo comunemente associato a risparmi sulle transazioni che potrebbero beneficiare produttori e consumatori [9]. Il bundling può essere puro o misto a seconda di come sono venduti i prodotti, se come pacchetto o singolarmente.

La tariffa a due parti è un altro esempio di questa tipologia di discriminazione, nello specifico viene fissata una tariffa con una parte fissa e una parte variabile. A seconda della tipologia di domanda dei consumatori la tariffa complessiva sarà fissata con modalità differenti: la parte fissa sarà fissata a priori più o meno alta, a seconda della tipologia di domanda, e la parte variabile risponderà di conseguenza. Nella realtà il venditore ha un'ampia possibilità di scelta per formare le tariffe a due parti più idonee, tenendo sempre in considerazione i vincoli di partecipazione e incentivazione. Il primo vincolo garantisce che il cliente acquisti una quantità positiva piuttosto che non acquistare il bene e il secondo vincolo, quello di incentivazione, assicura che ogni classe di consumatori sia indotto a scegliere la tariffa studiata appositamente per la sua categoria. Con la discriminazione di secondo grado i profitti sono maggiori rispetto al caso senza discriminazione ma minori rispetto alla discriminazione di primo grado.

In questa tipologia di discriminazione di prezzo rientra la teoria alla base di questa tesi: *behavior based price discrimination (BBPD)*. Dato che la discriminazione di secondo grado si basa su variabili che dipendono dalla scelta del consumatore, la *BBPD* studia come il comportamento del consumatore incide sulla discriminazione di prezzo. Infatti i prezzi vengono determinati sulla base di dati comportamentali che riflettono la disposizione del consumatore a pagare per un determinato prodotto o servizio, ma questi prezzi vengono offerti solo a determinati segmenti di clientela in base alle loro caratteristiche di comportamento. Nello specifico in questa tesi, come poi sarà approfondito nei successivi capitoli, tramite l'utilizzo di una mole sostanziosa di dati tratti da diversi datasets di Airbnb, si analizzeranno i comportamenti ripetuti dei consumatori e come quest'ultimi incidono sulle dinamiche di prezzo.

2.1.3 Discriminazione di terzo grado

La discriminazione di prezzo di terzo grado si verifica quando un'azienda adotta diverse politiche di prezzo per gruppi di consumatori diversi nello stesso mercato, in

base a specifiche caratteristiche o condizioni esogene, spesso immutabili, osservabili dall'azienda. L'interno dello stesso gruppo di clienti il bene è venduto allo stesso prezzo ma quest'ultimo differisce tra i vari gruppi di clienti. Nella *Figura 2.3* vi è la rappresentazione grafica della discriminazione di terzo grado: nel primo grafico vi è la rappresentazione della domanda e dei ricavi marginali del primo gruppo di consumatori, nel secondo grafico è rappresentata le medesime informazioni ma per il secondo gruppo e nel terzo vi è la rappresentazione sia della domanda totale che dei ricavi marginali totali. In ogni grafico è stato segnalato il prezzo e la quantità di riferimento, inoltre nell'ultimo grafico a destra vi è anche la rappresentazione del prezzo medio totale. In tutti i casi, è stata applicata l'ipotesi di costi marginali costanti.

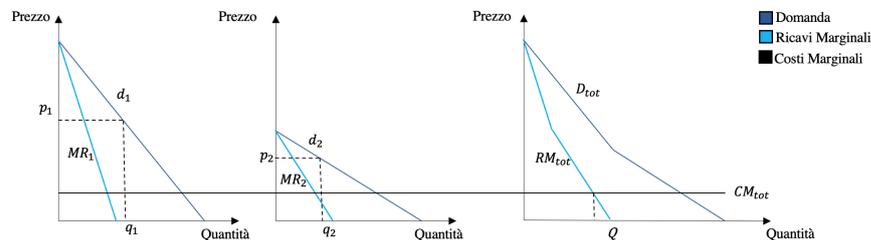


Figura 2.3: Rappresentazione della discriminazione di prezzo di terzo grado

La pratica della segmentazione di mercato può essere effettuata a seconda di diversi fattori come la localizzazione geografica, l'età o l'occupazione. Ad esempio, un'azienda potrebbe adottare una politica di prezzo diversa per i clienti fedeli rispetto ai nuovi clienti, oppure potrebbe applicare prezzi differenti in base all'età, al reddito o al livello di istruzione dei consumatori. In questo caso, l'azienda cerca di massimizzare i suoi profitti sfruttando le differenze di elasticità della domanda tra i gruppi di consumatori. Ciò significa che l'azienda stabilisce prezzi più elevati per i gruppi di consumatori con una maggiore disponibilità a pagare e con una domanda rigida e prezzi più bassi per i gruppi con una domanda maggiormente elastica e una minore disponibilità a pagare.

La discriminazione dei prezzi di terzo grado è attualmente applicata in vari modi: sconti specifici per persone di diverse fasce d'età, discriminazione intertemporale, coupon e discriminazione dei prezzi basata su asimmetrie informative e su costi di ricerca[10], che consentono alle aziende di identificare i gruppi che sono più o meno influenzati dal prezzo. Un esempio di discriminazione di terzo grado è l'ingresso al museo scontato per studenti e over 65. L'effetto sul welfare non è certo: il segmento di clientela con prezzi maggiori rispetto alla situazione senza discriminazione vedrà

una diminuzione del suo surplus, al contrario quelli con prezzi inferiori lo vedranno aumentato ma non è detto che il profitto della seconda categoria compensi la perdita della prima in termini di surplus.

2.1.4 Impatto della discriminazione di prezzo

La differenziazione di prezzo, in tutte le sue forme, ha un impatto non solo sull'azienda ma anche sulla percezione che i consumatori hanno di essa. Infatti le dinamiche che si instaurano con la discriminazione di prezzo non hanno sempre risvolti positivi, anzi la discriminazione può arrivare ad incidere negativamente sulla relazione tra brand e cliente[11] anche se la diffusione di queste pratiche è stata accompagnata da un aumento della consapevolezza dei clienti, in particolare nel settore dei servizi, grazie al passaparola[12].

L'esistenza di prezzi diversi implica, nell'immaginario del consumatore, una mancanza di equità nelle transazioni, poiché gruppi differenti di clienti ricevono un rapporto più o meno vantaggioso tra il valore del bene o servizio e il prezzo pagato[11]. Ciò spinge i clienti a interrogarsi sulle ragioni della strategia della discriminazione dei prezzi e se non vengono fornite motivazioni chiare sul trattamento differenziale, i clienti considereranno ingiusto che gruppi diversi ricevano prezzi diversi, quando potrebbero ricevere gli stessi prezzi. Questa dinamica può creare percezioni di ingiustizia tra i clienti [13], compromettendo la reputazione dell'azienda e la sua capacità di competere a lungo termine con i concorrenti[12]. Anche se in generale i consumatori percepiscono il prezzo discriminato come ingiusto[14], l'opinione che i consumatori hanno su questa pratica dipende da vari fattori esogeni legati alle norme sociali[13], a come la strategia influenza l'interessato e gli altri intorno a se[15] e alla somiglianza complessiva degli eventi[11].

Queste condizioni, che influenzano le risposte dei consumatori alle pratiche di discriminazione di prezzo, determinano anche l'intensità dell'impatto che quest'ultime hanno sui consumatori. Ma la strategia di discriminazione dei prezzi che prevale su tutte le altre è quella che incide sulle norme sociali. Anche definite come regole comportamentali non esplicitamente delineate o menzionate, le norme sociali sono comprese dalla maggior parte delle persone, e influenzano il modo in cui i consumatori si comportano e come si aspettano che gli altri si comportino[16]. Quando una norma sociale ha un sostegno sufficiente, ovvero è sostenuta con convinzione e raccoglie il consenso pubblico, violarla comporterà una risposta pubblica. Perciò quando la discriminazione dei prezzi è in linea con le norme sociali, ad esempio fornendo sconti agli over 65, i consumatori non percepiscono ingiustizia nei confronti dei consumatori "svantaggiati". Tuttavia, se la discriminazione dei prezzi viola le norme sociali, viola anche la giustizia ed equità percepita dai consumatori,

poiché non concepiscono un motivo giustificabile dietro la pratica oltre all'aumento dei profitti. Inoltre, è frequente che la discriminazione di prezzo si adatti alle norme sociali perché, come dimostra lo studio di Wu, Liu, Chen, Wang[13], dove sono stati studiati gli svantaggi della discriminazione dei prezzi, la condotta contro le norme sociali, ha un impatto maggiore sulla percezione di ingiustizia dei consumatori rispetto a qualsiasi altro metodo attualmente impiegato.

Dato l'enorme rilevanza delle norme sociali per l'adozione di questa strategia di prezzo, ci sono altri fattori che influenzano il consumatore, come ad esempio la posizione del soggetto considerato e le posizioni delle persone a lui vicine. Gli individui che si trovano in una posizione svantaggiata tendono ad essere più sensibili alla percezione di ingiustizia del prezzo[14], poiché ricevono un rapporto peggiore tra il valore dei beni o servizi e la somma pagata. Ciò comporta che l'utilizzo di pratiche di differenziazione di prezzo può portare alla perdita di clienti, poiché i consumatori che percepiscono ingiustizia eviteranno le società che utilizzano la discriminazione dei prezzi e si rivolgeranno a quelle che utilizzano prezzi uniformi. In questo modo, hanno la certezza di ricevere un trattamento equo nelle transazioni e di non essere relegati in una posizione svantaggiata[13]. Sebbene la discriminazione dei prezzi violi il principio fondamentale di equità, è stato dimostrato che consentire ai consumatori di influenzare la loro posizione attraverso la partecipazione al processo di definizione del prezzo può ridurre le percezioni di ingiustizia[14]. In questo modo, i consumatori hanno un certo grado di controllo sul prezzo che pagano, il che può aiutare a migliorare la loro percezione di equità e giustizia nell'ambito delle transazioni commerciali. Quando i consumatori percepiscono di poter essere responsabili della loro posizione, le pratiche di discriminazione dei prezzi non hanno lo stesso impatto negativo, poiché i clienti non si concentrano solo sulle questioni di equità, ma anche sulla possibilità di determinare la loro posizione nell'equazione[13]. Se i consumatori sono in grado di influenzare la loro posizione, le percezioni di ingiustizia saranno ridotte, poiché non saranno discriminati per fattori su cui non hanno influenza, ma piuttosto per fattori che possono modificare attraverso le loro azioni. In questo modo, i consumatori percepiscono una maggiore equità nel processo di definizione del prezzo e sono più inclini a pagare un prezzo differenziato se ritengono che la loro posizione sia il risultato delle loro scelte e azioni[14].

La scoperta menzionata in precedenza indica un fattore importante nella percezione della discriminazione dei prezzi da parte dei consumatori, in quanto si riferisce a un aspetto competitivo che riguarda la possibilità di fare meglio dei loro pari. Se i consumatori sono consapevoli del funzionamento interno della pratica, non risponderanno in modo così negativo[17], poiché saranno in grado di influenzare le pratiche a loro vantaggio e determinare la loro posizione come consumatori

avvantaggiati, tanto da ottenere offerte migliori[18]. In effetti, è stato riscontrato che alcuni clienti preferiscono le aziende che utilizzano la discriminazione dei prezzi, come dimostrato da Palmer e McMahon-Beattie[19] in un gruppo di giovani consumatori istruiti sulla strategia di discriminazione. In generale, i consumatori avvantaggiati tendono a preferire i negozi che utilizzano la discriminazione dei prezzi.

Uno degli elementi che influenza la percezione dei consumatori sulla pratica della discriminazione dei prezzi è lo spirito di competizione, come dimostra il fatto che i consumatori sono particolarmente soddisfatti quando sono consapevoli di ricevere un prezzo più basso rispetto ad altri consumatori, soprattutto se la relazione tra le parti è negativa, e si sentono orgogliosi se tale vantaggio è stato acquisito attraverso le loro abilità[15]. Al contrario, se una parte con cui il consumatore ha una relazione positiva riceve un affare peggiore, sorgono sentimenti di compassione, e il consumatore è indignato solo se il risultato delle transazioni è dovuto alla strategia dell'azienda e non alle abilità di negoziazione delle parti. Questo sottolinea l'importanza di consentire ai consumatori di sentirsi parte del processo di definizione dei prezzi come modo per ridurre la percezione di ingiustizia. La discriminazione dei prezzi nella fidelizzazione può creare conflitti, poiché offrire condizioni peggiori ai clienti fedeli rispetto a quelli acquisiti di recente viola le norme sociali[16]. I consumatori fedeli che ricevono un affare peggiore percepiscono un'ingiustizia maggiore, hanno una minore intenzione di riacquistare e si sentono traditi[11]. Al contrario, i clienti fedeli che si trovano in una posizione vantaggiosa non percepiscono la situazione come socialmente ingiusta[20].

Perciò l'identificazione del consumatore è fondamentale sia per l'azienda, così da poter massimizzare il profitto, sia per il consumatore, così da ricevere la miglior offerta rispetto alle sue esigenze e al suo stato. L'avvento di Internet, gioca un ruolo fondamentale nell'impatto di queste dinamiche perché ha agevolato lo sviluppo delle strategie di discriminazione di prezzo, grazie all'enorme mole di dati disponibili. Le imprese possono sfruttare le informazioni che hanno sui consumatori per segmentare il mercato e molto spesso i dati raccolti dipendono dalle decisioni di acquisto passate dei consumatori. In base a tale ipotesi, un'azienda sa se un consumatore ha acquistato il proprio prodotto o il prodotto del rivale e di conseguenza può condizionare il suo prezzo. Perciò l'acquisto iniziale, in questo contesto, è fondamentale perché rivela il primo stato primordiale di informazioni, su cui si baserà la teoria di discriminazione. Ma dall'analisi svolta si denota che non sempre i consumatori percepiscono i vantaggi della raccolta di informazione e dell'accurata identificazione, anzi è necessario riuscire a condividere la giusta mole di informazioni con essi per convincerli dei benefici della strategia di discriminazione. Ad esempio, in un contesto di acquisti ripetuti, un cliente fedele al brand si aspetterebbe uno sconto o un servizio diverso dato lo stretto legame con il marchio,

infatti grazie ad internet, il consumatore potrà ricevere un servizio sempre più dedicato, ad hoc alle sue necessità. Ma in compenso potrà assistere ad azioni di discriminazione di prezzo avverse, ad esempio uno sconto maggiore verso i nuovi clienti strappati da un concorrente e questo potrà generare dinamiche, in cui il cliente fedele potrà sentirsi svantaggiato e senza controllo. Perciò è fondamentale riuscire ad ovviare a questo trade-off tra troppa conoscenza e potere decisionale, in modo tale che i benefici di teorie di differenziazione, come la *behavior based price discrimination*, generino risultati per tutti gli attori. Infatti il riconoscimento da parte dell'azienda degli acquisti ripetuti di un consumatore permette di studiare strategia di vendita più profittevoli e di creare prodotti sempre più specifici alle necessità del consumatore. Anche se con la mole di dati disponibili si auspica sempre di più ad una discriminazione di prima grado, teorie come la *BBPD*, sono sempre più frequenti. Infatti da qui in avanti si analizzerà la teoria *BBPD* e le suddette implicazioni, legate non solo ai vantaggi dell'utilizzo di questa strategia in ambito aziendale ma anche al coinvolgimento degli utenti e alla privacy.

2.2 Behavior Based Price Discrimination - BBPD

La teoria *behavior-based price discrimination* è un campo di studi che sta attirando sempre più attenzione negli ultimi anni. Tale teoria offre prezzi o tariffe differenti basate sul comportamento dei consumatori, in base al fatto che stiano effettuando un acquisto ripetuto o che siano clienti di un concorrente. I mercati che sono caratterizzati da acquisti ripetuti consentono alle aziende di identificare i clienti precedenti da nuovi clienti e di discriminare il prezzo tra i due gruppi[21]. In altre parole, le aziende cercano di massimizzare i loro profitti offrendo prezzi diversi ai clienti in base alle loro caratteristiche individuali e al loro comportamento di acquisto. Le aziende possono utilizzare tecniche di analisi dati per raccogliere informazioni sui comportamenti dei clienti, che possono essere utilizzate per personalizzare le offerte di prezzo. Ciò può portare ad un aumento dei ricavi e dei profitti per le aziende, ma anche a preoccupazioni riguardo la privacy dei consumatori.

I mercati degli abbonamenti rappresentano un esempio significativo di discriminazione dei prezzi basata sul comportamento, in quanto i consumatori non sono anonimi in questo tipo di mercati. Tuttavia, questa pratica non è limitata solo ai mercati dello streaming, delle telecomunicazioni o dei servizi di pagamento, ma è anche diffusa in diversi mercati, grazie alla crescente capacità delle aziende di raccogliere informazioni sui consumatori[22]. Le aziende utilizzano tali informazioni per premiare la fedeltà dei clienti abituali offrendo loro prezzi più bassi o per attirare nuovi clienti offrendo prezzi più bassi rispetto ai rivali[23]. Tuttavia, non esiste una pratica coerente di trattamento differenziato tra clienti nuovi e abituali in

tutti i settori e in alcuni casi nemmeno tra aziende dello stesso settore. La maggior parte degli studi accademici sull'argomento suggerisce che le aziende dovrebbero presentare prezzi più alti ai clienti precedenti e più bassi a quelli nuovi [24]. Questa pratica è sostenuta dagli autori in quanto i clienti che effettuano acquisti ripetuti dimostrano le loro preferenze per il prodotto o servizio dell'azienda, segnalando che sono disposti a pagare un prezzo più alto, mentre le aziende potrebbero voler offrire prezzi più bassi ai nuovi clienti per attrarli via dai rivali.

Il primo filone di letteratura che si occupa delle conseguenze del *BBPD* è composto da: Chen (1997), Villas-Boas (1999), Fudenberg e Tirole (2000) ed Esteves (2010). Questo filone di letteratura sul *BBPD* mostra che il modello generalmente riduce la profittabilità delle imprese intensificando la concorrenza, a meno che non vi siano asimmetrie sufficienti a livello di imprese o di consumatore.

Nello specifico Fudenberg e Tirole[25] considerano una versione a due periodi del classico modello di città lineare in cui le preferenze dei consumatori sono distribuite su un intervallo lineare, tra le due imprese che servono il mercato. Nel secondo periodo, le imprese riconoscono quei clienti che hanno acquistato da loro in precedenza e i prezzi vengono discriminati di conseguenza. Pertanto, ogni azienda si rivolgerà ai clienti precedenti del rivale con prezzi inferiori rispetto ai suoi vecchi clienti. Dato che ogni azienda cercherà di rubare i clienti all'altra, sicura dell'acquisto dei suoi clienti fedeli, la discriminazione di prezzo intensificherà la concorrenza. Infatti, le aziende offrono sconti nel secondo periodo ai clienti che hanno acquistato dal concorrente nel primo periodo, e inoltre una frazione positiva di consumatori cambia fornitore da un periodo all'altro solo per il prezzo minore e non per la preferenza del prodotto, rendendo il cambio inefficiente. Di conseguenza, i consumatori che cambiano preferenza traggono vantaggi, ma le aziende si trovano nel dilemma del prigioniero. Complessivamente, la discriminazione dei prezzi basata sul comportamento ripetuto dei consumatori comporta effetti negativi sui profitti e sul benessere sociale, tanto che i profitti sono più bassi del caso in cui le aziende potessero impegnarsi ad addebitare un prezzo uniforme.

Villas-Boas[26] esegue uno studio su un modello a generazioni sovrapposte e di durata infinita, correlato ma diverso da quello di Fudenberg e Tirole. In questo modello, le aziende possono effettuare la discriminazione dei prezzi solo tra i clienti fedeli e quelli che acquistano per la prima volta, il che significa che non possono distinguere tra i nuovi clienti e quelli precedenti del concorrente. Come nel modello di Fudenberg e Tirole, Villas-Boas trova che la discriminazione dei prezzi legata al riconoscimento dei clienti porta a prezzi e profitti più bassi. Inoltre, dimostra che poiché le aziende prevedono gli effetti negativi della discriminazione dei prezzi, che sono maggiori quanto più grande è la dimensione della clientela precedente,

hanno meno incentivi ad aumentare la quota di mercato, competendo quindi meno aggressivamente nel periodo iniziale. Di conseguenza, i prezzi del primo periodo, in caso di discriminazione, sono superiori a quelli non discriminati. Come nel modello precedente, dato che alcuni consumatori sono in effetti "catturati" in equilibrio, la discriminazione dei prezzi è dannosa per il benessere e i profitti, ma favorevole per alcuni consumatori.

Chen e Zhang[22] hanno analizzato la redditività della discriminazione di prezzo basata sulla storia degli acquisti utilizzando una versione discreta del modello a due periodi di Fudenberg e Tirole. Hanno ipotizzato che ci siano due segmenti di consumatori: i "fedeli", che acquistano sempre dallo stesso fornitore, e gli "switchers", che comprano dal fornitore che offre il prezzo più basso. Il segmento di consumatori "fedeli" acquista sempre dall'azienda, a meno che il prezzo non superi il loro prezzo di riserva e non possono essere persuasi a cambiare fornitore. Il segmento "switchers", con un valore di riserva inferiore a quello dei clienti fedeli, acquista sempre dal fornitore che offre il prezzo più basso, pertanto, le aziende competono solo per i "switchers". Hanno dimostrato che le aziende possono determinare se un consumatore appartiene a uno dei due gruppi osservando i suoi comportamenti passati. Tuttavia, questo è possibile solo se il prezzo nella prima fase dell'azienda è abbastanza alto da non essere accettato da tutti i consumatori. In questo modo, hanno dimostrato che la discriminazione di prezzo basata sulla storia degli acquisti consente alle aziende di aumentare le vendite senza danneggiare i profitti dei loro clienti fedeli. Un altro risultato generale della loro analisi sottolinea che i profitti del secondo periodo sono maggiori con la discriminazione di prezzo. Pertanto, poiché la discriminazione di prezzo può beneficiare le aziende, hanno scoperto che la ricerca del riconoscimento del cliente spinge le aziende a fissare prezzi elevati nella prima fase, il che a sua volta induce l'azienda concorrente a fissare prezzi meno aggressivi in quella fase. Di conseguenza, i prezzi della prima fase sono superiori ai livelli di non discriminazione, anche quando i consumatori sono miopi, a differenza di quanto riscontrato da Fudenberg e Tirole.

Esteves[27] nel suo articolo "*Pricing with customer recognition*" si concentra sulla discriminazione dei prezzi basata sul comportamento e sul riconoscimento del cliente in un mercato duopolistico, dove la distribuzione delle preferenze dei consumatori è discreta. Nello specifico viene analizzato come le aziende possono utilizzare la discriminazione dei prezzi per aumentare le loro vendite e come questo può influenzare la concorrenza e l'efficienza del mercato. La discriminazione dei prezzi può portare a una maggiore concorrenza tra le aziende, poiché le aziende cercano di attirare i clienti con offerte personalizzate. Tuttavia, ciò può anche portare a una maggiore disuguaglianza tra i consumatori, poiché i clienti più ricchi possono ottenere sconti maggiori rispetto ai clienti meno abbienti. Inoltre, gli

autori esaminano come le aziende possono evitare il riconoscimento del cliente per aumentare le loro vendite. Ad esempio, le aziende possono offrire prodotti simili con nomi diversi o utilizzare strategie di prezzo casuali per confondere i clienti e impedire loro di identificarsi come membri di un gruppo specifico. L'articolo mostra anche che la distribuzione discreta delle preferenze dei consumatori ha implicazioni importanti per la strategia di prezzo delle aziende. In particolare, quando la distribuzione delle preferenze è molto concentrata in un determinato segmento di mercato, le aziende tendono a concentrarsi su quel segmento e ad offrire prezzi più bassi per attirare quei clienti. Tuttavia, quando la distribuzione delle preferenze è più uniforme, le aziende tendono a offrire prezzi più alti per massimizzare i profitti. Viene dimostrato che la discriminazione dei prezzi può portare a una maggiore concorrenza e a una maggiore efficienza del mercato, ma anche a una maggiore disuguaglianza tra i consumatori, anche nel caso di discriminazione dei prezzi basata sul comportamento, in mercati dove le aziende scelgono prezzi casuali.

Il secondo filone di letteratura introduce varie asimmetrie e mostra come il *BBPD* può migliorare la redditività. Tali asimmetrie includono differenza di qualità tra le aziende (Jing [28], Rhee e Thomadsen[29]), asimmetrie nelle preferenze dei consumatori (Chen e Zhang[22]) o servizi migliorati che le aziende possono offrire solo ai clienti fedeli (Acquisti e Varian[30], Pazgal e Soberman[31]). Infatti l'intuizione generale dietro l'effetto di intensificazione della concorrenza di *BBPD* è che le informazioni note sui clienti rendono le aziende più aggressive nei prezzi. Choe et al.[32] mostra che le aziende fanno anche scelte di prodotto più aggressive quando la concorrenza è a prezzi personalizzati. L'articolo analizza come le informazioni asimmetriche acquisite dalle aziende sui clienti possono influenzare la concorrenza e i prezzi nel mercato, e come l'utilizzo della *BBPD* può portare a equilibri asimmetrici nel mercato.

Articoli più recenti hanno dimostrato che i risultati ottenuti dal modello *BBPD* possono differire leggermente o sostanzialmente a seconda delle diverse classificazioni. In un documento molto recente, Colombo[33] ha analizzato gli incentivi alla discriminazione dei prezzi da parte di un'azienda che affronta un concorrente che pratica la discriminazione di prezzo. Dimostra che se i consumatori sono sufficientemente miopi, la scelta ottimale è quella di applicare prezzi uniformi anche se l'accesso alle informazioni sugli acquisti dei consumatori è completamente gratuito. Inoltre, Esteves e Reggiani[34] dimostrano come un aumento dell'elasticità della domanda riduca l'impatto negativo del *BBPD* sui profitti delle imprese, mentre Chen e Percy[35] dimostrano che, qualora si presuma una debole correlazione temporale tra le preferenze dei consumatori, il *BBPD* sarà effettivamente vantaggioso per le imprese ma dannoso per i consumatori. Nel contesto della seconda corrente

letteraria si instaura l'analisi di questo elaborato, tanto che nel *Capitolo 2.3.3* verrà approfondito un modello appartenente a questo filone teorico di estrema rilevanza per l'analisi finale.

In sintesi, la teoria del *BBPD* è un argomento di grande interesse per gli studiosi e gli imprenditori del settore, poiché presenta vantaggi e svantaggi in termini di redditività aziendale e di impatto sulla privacy dei consumatori. Oltre ai vantaggi e ai rischi, la teoria del *BBPD* è stata oggetto di molti studi e dibattiti sul piano etico. Il prossimo paragrafo verterà sulla privacy e sulla sua influenza nel *BBPD*.

2.3 Economia della Privacy

L'innovazione tecnologica ha portato a nuovi dibattiti e problematiche, non solo in campo politico, ma anche commerciale. Uno dei temi più importanti emersi dall'evoluzione tecnologica riguarda la privacy, che risulta difficile da definire in quanto ogni individuo ha una concezione personale diversa. Tuttavia, molte definizioni riguardano i limiti tra il sé e gli altri, tra privato e condiviso, o addirittura pubblico. In questo contesto, sarà utilizzata per la trattazione la definizione di Westin e Stigler[36], dove la privacy è vista come la capacità dell'individuo di controllare la raccolta e l'uso delle proprie informazioni personali.

L'ampia preoccupazione per la raccolta di informazioni personali in vari contesti, come nel lavoro, nella finanza, nel marketing e nel governo è aumentata con l'avvento di internet. Infatti, la protezione della privacy è un tema complesso che richiede un approccio interdisciplinare che ne esamini le diverse sfaccettature da molteplici prospettive, quali il diritto, la psicologia, la sociologia, le scienze politiche e l'economia[37]. Tra queste discipline, l'economia riveste un ruolo fondamentale poiché permette di comprendere i principali trade-off in gioco nella definizione delle politiche a tutela della privacy. La protezione e la condivisione dei dati personali sono estremamente correlate all'interno della vita del consumatore e delle decisioni aziendali, tanto che i confini tra questi due concetti non sono perfettamente delineati. Il ponte di congiunzione tra questi due meccanismi è la privacy, che non deve essere vista come l'opposto della condivisione, piuttosto come il controllo sulla condivisione[38]. Tutti gli attori del gioco, sia i consumatori che le aziende traggono benefici o svantaggi dal ruolo della privacy.

In primo luogo, gli individui possono beneficiare direttamente della condivisione dei loro dati. I vantaggi possono essere sia psicologici[39] che economici: ad esempio, servizi personalizzati o discount, che si ricevono dopo aver aderito a programmi di fidelizzazione dei brands, o la riduzione dei costi di ricerca. Ma le informazioni

condivise possono essere utilizzate da molti utenti diversi, il che le rende simili ad un bene pubblico. Tuttavia, è importante mantenere alcune informazioni personali protette per evitare che se ne possa fare un uso improprio. Il valore e la sensibilità delle informazioni personali dipendono dal contesto in cui vengono utilizzate e dalle preferenze individuali. Ad esempio, alcune informazioni possono essere più importanti rispetto ad altre e il loro valore può cambiare nel tempo. Inoltre, la combinazione di diverse informazioni può portare a una maggiore identificazione e profilazione degli utenti, il che può rappresentare una minaccia per la privacy. Infatti, la condivisione di dati può causare il ribaltamento dell'asimmetria informativa: prima il soggetto dei dati può conoscere qualcosa che il detentore dei dati non sa, ma dopo la condivisione il soggetto dei dati può non sapere come il detentore dei dati userà le informazioni e quali conseguenze ciò comporterà. La scelta di condividere dati implica quindi un compromesso sulla privacy che ha conseguenze a lungo termine: la condivisione dei dati può portare a vantaggi immediati, ma i costi e le implicazioni a lungo termine sono spesso incerti e possono verificarsi in un momento successivo.

I compromessi sulla privacy spesso mescolano elementi tangibili, come lo sconto da parte del commerciante, con elementi intangibili, come il disagio psicologico correlato alla condivisione di informazioni personali senza consenso[38]. Infatti la privacy ha elementi sia di un bene finale, valutato per sé stesso, che di un bene intermedio, valutato per scopi strumentali. Le attitudini verso la privacy riflettono principalmente le preferenze soggettive delle persone, ovvero la loro valutazione della privacy come bene finale. Tuttavia, queste valutazioni sono separate dai compromessi effettivi che sorgono dalla protezione o dalla condivisione dei dati personali, come la discriminazione dei prezzi o il furto di identità, che rappresentano il valore della privacy come bene intermedio.

Ad oggi siamo in grado di poter analizzare e comprendere la maggior parte delle sfaccettature della privacy ma per poter arrivare a questa consapevolezza, vi sono state diverse correnti di pensiero nel corso degli anni: una prima ondata risalente agli anni '70 e all'inizio degli anni '80, una seconda ondata negli anni '90 e una terza più recente e in costante crescita. Le varie correnti di pensiero seguono l'evoluzione della tecnologia, con la diretta necessità di regolamentizzare e comprendere come poter sfruttare le informazioni. Nello specifico sono:

- *La prima corrente di pensiero* ha concentrato le sue analisi economiche sulla regolamentazione della raccolta e dell'uso di informazioni personali da parte del settore privato, dato che fino al 1974 il Privacy Act regolava solo l'aspetto della privacy nei registri governativi. La "Chicago School"[40] ha sostenuto che la regolamentazione non era necessaria poiché i mercati delle informazioni personali funzionavano come i mercati convenzionali. Tuttavia, questa teoria

ha ignorato il fatto che la raccolta di informazioni personali richiede risorse e potrebbe avere conseguenze indesiderabili per i consumatori. Inoltre, la "Chicago School" si è concentrata solo sulla segretezza e ha trascurato le altre due dimensioni della privacy: l'autonomia e l'isolamento, fondamentali per poter studiare le modalità e le cause che spingono il consumatore a condividere le proprie informazioni con il mercato. Infatti tra i principali sostenitori della "Chicago School" vi è Posner[40], che sostiene che la protezione della privacy può creare inefficienze nel mercato poiché nasconde informazioni rilevanti ad altri agenti economici, trasferendo i costi dei tratti negativi ad altri partecipanti al mercato. Anche Stigler[36] sostiene che le regolamentazioni che bloccano il flusso di informazioni personali sarebbero inefficaci poiché gli individui hanno interesse a nascondere i tratti negativi, e coloro che decidono di proteggere le loro informazioni personali stanno di fatto segnalando un tratto negativo. Pur non appartenendo al movimento della "Chicago School", negli anni a seguire gli autori come Daughety e Reinganum[38] hanno sviluppato un modello che confuta la teoria della prima corrente di pensiero. Il modello suppone che ogni individuo si preoccupa solo della propria reputazione e che le azioni di un individuo generano esternalità, sia pubbliche che negative. Con la pubblicità, gli individui distorcono le loro azioni per migliorare o preservare la propria reputazione, mentre con la privacy scelgono il livello ottimale dell'attività;

- *La seconda scuola di pensiero* si è sviluppata negli anni '90 con l'avvento di Internet e si differenzia dalla prima per la specificità degli scenari di privacy considerati e la crescente consapevolezza del ruolo delle tecnologie digitali. Gli autori di questa corrente si sono concentrati su questioni come il ruolo delle tecnologie crittografiche, l'istituzione di mercati per i dati personali e le implicazioni economiche dell'uso secondario delle informazioni personali. Varian[41] è uno dei principali esponenti di questa corrente e ha evidenziato il trade-off tra la protezione della privacy e l'utilità dei dati personali. Friedman e Resnick[38] hanno mostrato come la privacy possa essere un ostacolo alla costruzione della fiducia tra utenti di servizi online, ma esistono soluzioni intermedie che bilanciano i trade-off tra privacy e utilità. In generale, questi studi evidenziano la complessità della questione e la necessità di trovare soluzioni che garantiscano sia la protezione dei dati personali che l'utilità degli stessi. Il dibattito sulla protezione dei dati personali si concentra su a chi dovrebbe essere riconosciuto il diritto economico sui dati e come regolare questo diritto. Alcune proposte suggeriscono la creazione di mercati dell'informazione, mentre altri sostengono che l'assegnazione dei diritti di privacy può avere conseguenze distributive e ridurre il surplus dei consumatori. Gli approcci alla privacy vanno dall'assenza di regolamentazione alla regolamentazione rigorosa. In quest'ottica nasce il *General Data Protection Regulation*, che

verrà approfondito nel *paragrafo 2.3.1*, come quadro legislativo completo che disciplina ed elenca i diritti di proprietà sui dati personali e i mezzi e le modalità concesse per scambiare i dati;

- *La terza corrente letteraria*, arrivata negli anni 90', è la più recente, in costante crescita e cambiamento dato che segue di pari passo l'evoluzione tecnologica. Dopo il successo commerciale di Internet e la diffusione di database contenenti informazioni sui consumatori, la ricerca sull'economia della privacy è aumentata notevolmente all'inizio del XXI secolo. Dato il gran numero di transazioni e attività svolte online, le aziende, i governi, i raccoglitori di dati e altre parti interessate possono osservare, registrare, strutturare e analizzare i dati sul comportamento dei consumatori a livelli di dettaglio e di velocità di elaborazione senza precedenti[42]. Ad esempio, i motori di ricerca si basano sui dati delle ricerche ripetute e passate per migliorare i risultati e i venditori si basano sugli acquisti e le attività di navigazione passate per consigliare il prodotto. La terza ondata della ricerca sull'economia della privacy si differenzia dalle precedenti per il fatto che gli studi sono basati su modelli economici più formali e analisi empiriche, con esperimenti di laboratorio. Inoltre, questa terza ondata è più concentrata sulle nuove questioni economiche, derivanti ad esempio dai nuovi motori di ricerca, dal targeting comportamentale ai social media, ma è anche più frammentata rispetto alle precedenti per quanto riguarda il focus dell'analisi. Mentre gran parte della ricerca si concentra sulla protezione delle informazioni personali relative alle preferenze o al tipo di consumatore, esistono diverse dimensioni della privacy che possono dare origine a trade-off economici da diverse angolazioni. Di conseguenza, la ricerca include dallo sviluppo di mercati per la privacy, all'analisi economica della sicurezza delle informazioni personali, alla relazione tra beni pubblici, fino al riconoscimento sociale della privacy.

Proprio in questo ultimo filone che si instaura l'indagine portata avanti da questa tesi ma dato che è un argomento così vasto bisogna concentrarsi sulla diversa percezione della privacy di tutti gli attori coinvolti nell'analisi.

L'economia della privacy è strettamente collegata alla vasta area di studi sulla discriminazione intertemporale dei prezzi basata sul riconoscimento dei consumatori. La letteratura del primo filone letterario, analizzato nel precedente paragrafo, sottolinea vari scenari sul tracciamento dei consumatori e dei prezzi personalizzati, ma non considera esplicitamente le questioni di privacy negli ambienti sia digitali che non. Solo nel secondo filone di letteratura si inizia a considerare la privacy, infatti Taylor[43] ha scoperto che, in presenza di tecnologie di tracciamento che consentono ai commercianti di inferire le preferenze dei consumatori e di attuare la discriminazione dei prezzi, l'utilità regolamentazione della privacy dipende dalla

tipologia dei consumatori. I consumatori ingenui non prevedono la capacità di un venditore di utilizzare ogni dettaglio delle loro interazioni passate per la discriminazione dei prezzi; di conseguenza, in equilibrio, il loro surplus è catturato dalle aziende, a meno che la protezione della privacy non sia imposta attraverso l'ente regolatore. La regolamentazione, tuttavia, non è necessaria se i consumatori sono consapevoli di come i commercianti possono utilizzare i loro dati e gli acquirenti possono adattare le loro decisioni di acquisto di conseguenza, poiché è nell'interesse dell'azienda proteggere i dati dei clienti. Questo è un esempio di come i consumatori, con le loro scelte, potrebbero rendere controproducenti le strategie invasive della privacy. Allo stesso tempo Acquisti e Varian[30] dimostrano che il tracciamento dei consumatori aumenterà i profitti di un commerciante solo se il tracciamento viene anche utilizzato per fornire ai consumatori servizi personalizzati migliorati. Ma in compenso se siamo in presenza di consumatori strategici, il gioco di forza tra società e consumatore si ribalta e in un contesto di prezzi mirati sul consumatore si potrebbero innescare dinamiche più che sfavorevoli per l'azienda[44]. Tanto da danneggiare la società sia attraverso la riduzione delle vendite che attraverso la diminuzione del beneficio della discriminazione dei prezzi, fino a spingere la società ad adottare volontariamente una politica a favore della privacy.

Ma non sempre condividere informazioni è nocivo, Calzolari e Pavan[45] esaminando lo scambio di informazioni sui clienti tra due aziende interessate a scoprire la disponibilità dei consumatori a pagare, dimostrano che la trasmissione di dati personali da un'azienda all'altra può in alcuni casi ridurre le distorsioni delle informazioni e migliorare il benessere sociale. Quindi, la condivisione di informazioni non è sempre dannosa per l'individuo e può contribuire a migliorare il benessere di tutte le parti coinvolte. Infatti le aziende potrebbero essere inclini a sviluppare le proprie politiche di protezione della privacy per scopi come la massimizzazione del profitto, anche senza l'intervento di un ente regolatore. Perciò la condivisione dei dati può portare a vantaggi come una migliore personalizzazione dei servizi, una maggiore efficienza nel marketing e la riduzione dei costi per le aziende. Tuttavia, può anche comportare rischi come la violazione della privacy dei consumatori e la formazione di monopolio, influenzando la concorrenza. Campbell, Goldfarb e Tucker[46] dimostrano che, se la regolamentazione della privacy si basa solo sull'applicazione del consenso, una conseguenza non voluta potrebbe essere il rafforzamento del monopolio. I consumatori saranno più propensi a concedere il loro consenso al trattamento dei propri dati a grandi reti con un ampio raggio d'azione, piuttosto che a aziende meno consolidate. Di conseguenza, se la regolamentazione si basa solo sul consenso, i consumatori potrebbero essere meno propensi a utilizzare i servizi offerti da aziende meno consolidate o nuovi entranti, creando potenziali barriere all'ingresso e favorendo la creazione di un "monopolio naturale" in cui l'economia di scala include anche la protezione della privacy.

In questo meccanismo di condivisione delle informazioni, non si può non citare il ruolo dei grandi detentori di dati come Facebook, Amazon o Google. In un mercato two-sides queste aziende agiscono sia da intermediari, vendendo spazi pubblicitari agli inserzionisti, che da fornitori di servizi e prodotti agli utenti. Riescono ad incidere su ambo i lati del mercato, tanto da sfruttare le informazioni sulle caratteristiche dei consumatori per influenzare l'abbinamento tra aziende e consumatori[38], fino ad riuscire, in alcuni casi a manipolare l'elasticità della domanda. Data una relazione tra la qualità dell'abbinamento della pubblicità e la domanda dei consumatori, è possibile specificare le condizioni in cui alcuni limiti alla divulgazione sono ottimali per un intermediario[47]. Ma anche in questo caso, diffondere troppe informazioni non porta sempre alla massimizzazione del profitto dell'azienda, anzi può innescare un abuso di potere dell'intermediario a scapito delle parti. Una lezione comune che emerge da questa letteratura è che le aziende raramente possiedono incentivi socialmente ottimali per abbinare i consumatori ai prodotti, spesso gli incentivi sono meramente legati alla massimizzazione del profitto.

In tutti gli scenari approfonditi le conseguenze economiche di meno privacy e più condivisione di informazioni possono in alcuni casi migliorare il benessere, mentre in altri casi possono diminuirlo. Le varie linee di ricerca analizzate hanno evidenziato che scegliere tra la condivisione o l'occultamento delle informazioni personali e tra lo sfruttamento o la protezione dei dati delle persone comporta trade-off complessi, ambigui e talvolta intangibili per individui e organizzazioni. La protezione dei dati può impedire un uso improprio delle informazioni condivise con altre entità, ma la condivisione può portare a interazioni soddisfacenti con pari e terze parti. Le organizzazioni possono aumentare le entrate tracciando le parti coinvolte nelle transazioni, ma politiche invasive possono alienare le parti. Gli intermediari possono aumentare le entrate raccogliendo molte informazioni sugli utenti, ma offrire informazioni troppo precise agli inserzionisti può ridurre la concorrenza tra i venditori. Perciò, possono esserci molte dimensioni dei danni alla privacy[38] e dei benefici derivanti dalle informazioni personali e una di queste riguarda i consumatori soggetti a discriminazione di prezzo, il tema di questo elaborato.

Il tracciamento e la misurabilità, oltre alla capacità dei siti web di aggiornare e personalizzare dinamicamente i prezzi per ogni visitatore, stanno avvicinando i mercati online allo scenario teorico e ideale della discriminazione del primo grado. Ma in compenso la discriminazione dei prezzi è probabilmente la forma meno odiosa di discriminazione che coinvolge l'uso di informazioni personali. In molti mercati

possono sorgere significativi compromessi in base alla quantità di informazioni personali disponibili ad altre parti, compresi scenari in cui la protezione della privacy causerà, o ostacolerà, la discriminazione. Ad esempio, uno studio di Edelman e Luca[48] ha dimostrato che i proprietari di Airbnb addebitano prezzi più elevati per gli affitti di proprietà a New York City ai clienti afroamericani rispetto ai clienti non afroamericani. Inoltre, i venditori possono utilizzare le informazioni personali dei clienti per offrire loro offerte personalizzate, ad esempio sconti, in base alle loro caratteristiche demografiche. Tuttavia, quando i clienti hanno il controllo sulle informazioni personali che condividono con i venditori, possono limitare la quantità di informazioni che i venditori possono utilizzare per discriminare i prezzi. Questo può essere fatto attraverso l'utilizzo di opzioni di privacy, come la possibilità di nascondere le informazioni personali sull'account. In questo modo, i clienti possono proteggere la loro privacy e ridurre il rischio di discriminazione di prezzo basata sulla loro identità.

In generale, l'attenzione alla privacy può fornire un importante strumento di contrasto alla discriminazione di prezzo e promuovere un mercato più equo ed equilibrato ma l'analisi svolta fino ora ha riscontrato che la condivisione di dati ha anche i suoi vantaggi. La varietà di questi risultati esplica che le conseguenze e le implicazioni della condivisione o della protezione dei dati dipendono del contesto, del tipo specifico di dati e dalle modalità.

2.3.1 General Data Protection Regulation - GDPR

Il regolamento che tutela il ruolo ambivalente della privacy descritto nel precedente paragrafo, è il *General Data Protection Regulation*, anche detto *GDPR*[49]. Pubblicato nella Gazzetta Ufficiale europea il 4 maggio 2016 ma la sua attuazione è avvenuta solo nel 25 maggio 2018, è la principale normativa europea in materia di protezione e circolazione dei dati personali. Il regolamento mira ad armonizzare la regolamentazione dei dati personali in tutta l'Unione Europea ed è vincolante per le imprese europee ed estere: si applica non solo alle imprese con sede in Europa, ma a tutte le entità che trattano i dati personali dei cittadini europei, indipendentemente dalla loro sede centrale o dal luogo di trattamento(art. 3[49]).

La normativa favorisce la libera circolazione dei dati passando da una visione proprietaria alla visione di controllo. Il suo obiettivo è proteggere la privacy dei cittadini europei, garantendo il diritto di conoscere l'uso dei propri dati personali da parte di qualsiasi soggetto e prevenendo rischi di violazione della privacy. Per questo mira a garantire che il trattamento dei dati personali avvenga in modo equo, lecito e trasparente (art. 5.1[49]), infatti per fare ciò all'interno del

regolamento, precisamente nell'articolo 4[49], vengono esposte le definizioni in materia di trattamento dei dati. Le più importanti sono:

- *Dato personale*, qualsiasi informazione riguardante una persona fisica identificata o identificabile («*interessato*»); si considera identificabile la persona fisica che può essere identificata, direttamente o indirettamente, con particolare riferimento a un identificativo come il nome, un numero di identificazione, dati relativi all'ubicazione, un identificativo online o a uno o più elementi caratteristici della sua identità fisica, fisiologica, genetica, psichica, economica, culturale o sociale[49];
- *Trattamento*, qualsiasi operazione o insieme di operazioni, compiute con o senza l'ausilio di processi automatizzati e applicate a dati personali o insiemi di dati personali, come la raccolta, la registrazione, l'organizzazione, la strutturazione, la conservazione, l'adattamento o la modifica, l'estrazione, la consultazione, l'uso, la comunicazione mediante trasmissione, diffusione o qualsiasi altra forma di messa a disposizione, il raffronto o l'interconnessione, la limitazione, la cancellazione o la distruzione[49];
- *Profilazione*, qualsiasi forma di trattamento automatizzato di dati personali consistente nell'utilizzo di tali dati personali per valutare determinati aspetti personali relativi a una persona fisica, in particolare per analizzare o prevedere aspetti riguardanti il rendimento professionale, la situazione economica, la salute, le preferenze personali, gli interessi, l'affidabilità, il comportamento, l'ubicazione o gli spostamenti di detta persona fisica[49];
- *Archivio*, qualsiasi insieme strutturato di dati personali accessibili secondo criteri determinati, indipendentemente dal fatto che tale insieme sia centralizzato, decentralizzato o ripartito in modo funzionale o geografico[49].

Le figure chiave, titolari dei diritti e dei doveri considerate nel regolamento sono(art. 4[49]):

- *Titolare del trattamento*, la persona fisica o giuridica, l'autorità pubblica, il servizio o altro organismo che, singolarmente o insieme ad altri, determina le finalità e i mezzi del trattamento di dati personali; quando le finalità e i mezzi di tale trattamento sono determinati dal diritto dell'Unione o degli Stati membri, il titolare del trattamento o i criteri specifici applicabili alla sua designazione possono essere stabiliti dal diritto dell'Unione o degli Stati membri[49];
- *Responsabile del trattamento*, la persona fisica o giuridica, l'autorità pubblica, il servizio o altro organismo che tratta dati personali per conto del titolare del trattamento[49];

- *Destinatario*, la persona fisica o giuridica, l'autorità pubblica, il servizio o un altro organismo che riceve comunicazione di dati personali, che si tratti o meno di terzi. Tuttavia, le autorità pubbliche che possono ricevere comunicazione di dati personali nell'ambito di una specifica indagine conformemente al diritto dell'Unione o degli Stati membri non sono considerate destinatari; il trattamento di tali dati da parte di dette autorità pubbliche è conforme alle norme applicabili in materia di protezione dei dati secondo le finalità del trattamento[49];
- *Autorità di controllo*, l'autorità pubblica indipendente istituita da uno Stato membro[49].

Ogni trattamento dei dati deve avvenire nel rispetto dei principi fissati dall'articolo 5 del *GDPR*[49], che sono:

1. *Principio di liceità, correttezza e trasparenza*, stabilisce che le informazioni siano trattate in modo lecito, corretto, e trasparente[49];
2. *Principio di limitazione delle finalità*, i dati devono essere trattati per scopi determinati, espliciti e legittimi[49];
3. *Principio della minimizzazione dei dati*, le informazioni devono essere adeguate, pertinenti e limitate a quanto necessario per il perseguimento delle finalità[49];
4. *Principio dell'esattezza*, secondo il quale i dati devono essere esatti e, se necessario, aggiornati[49];
5. *Principio della limitazione della conservazione*, i dati sono conservati in una forma che ne consenta l'identificazione dell'interessato per un tempo non superiore a quello necessario per il raggiungimento dello scopo perseguito con la raccolta[49];
6. *Principio di integrità e riservatezza*, secondo il quale i dati sono trattati in modo tale da garantirne la protezione, mediante misure tecniche ed organizzative adeguate[49];
7. *Principio di responsabilizzazione*, il titolare deve essere in grado di "comprovare" il rispetto della normativa sul trattamento dei dati personali[49].

Tutti questi principi, uniti all'articolo 6 [49], che riguarda la liceità del trattamento, portano alla mitigazione di eventuali effetti negativi in varie questioni economiche, come la discriminazione di prezzo. Come è stato sottolineato dalle considerazioni nei precedenti capitoli, tutte e tre le forme di discriminazione di prezzo si basano sulle informazioni rilasciate o estrapolate dal comportamento dei consumatori, perciò la legge sulla protezione dei dati dell'UE trova ampia azione in

questo campo, dato che il trattamento dei dati è alla base delle discriminazioni. Il fatto che si applichi la legge sulla protezione dei dati non implica che il trattamento dei dati personali sia vietato ma se un'azienda tratta dati personali, deve rispettare le regole di protezione dei dati. La trasparenza è fondamentale per sfruttare la privacy e generare vantaggi non solo per l'azienda ma anche per il consumatore, infatti l'articolo 12 del *GDPR* sottolinea come tutte le informazioni devono essere esposte in una forma concisa, trasparente, intelligibile e facilmente accessibile, utilizzando un linguaggio chiaro e semplice. Dato che il principale obiettivo della legge sulla protezione dei dati è promuovere l'equità attraverso il requisito della trasparenza nel trattamento dei dati, vengono elencate nel dettaglio le informazioni che le aziende devono fornire, inclusa l'identità dell'azienda e le finalità del trattamento, che devono essere esplicite e specifiche. La trasparenza sull'utilizzo delle informazioni per la personalizzazione dei prezzi potrebbe mitigare l'asimmetria informativa e le preoccupazioni dei consumatori legate allo sfruttamento dei loro dati, ma ciò è possibile solo se l'interessato è disposto a rilasciare il consenso al trattamento dei dati[50].

Questo regolamento è l'esempio lampante di come le istituzioni hanno risposto all'evoluzione tecnologica e alle necessità di tutti gli attori in gioco, sia i consumatori che le aziende. E' stata una pietra miliare per lo sviluppo del concetto di privacy e di quanto sia fondamentale il suo ruolo non solo con la profilazione ma anche la raccolta dei dati. Finché vi sarà trasparenza nelle comunicazioni e consenso nel trattamento dei dati, la privacy giocherà un ruolo predominante nelle decisioni economiche, anche all'interno delle varie forme di discriminazione di prezzo.

2.3.2 Impatto della privacy nel modello BBPD

L'aumento dell'uso di intelligenza artificiale e algoritmi di apprendimento automatico per stabilire i prezzi ha favorito la crescente penetrazione del *BBPD* in vari mercati. A differenza della discriminazione basata sulla razza e sul sesso, con il *BBPD*, i consumatori possono regolare strategicamente il loro comportamento per influenzare i prezzi che verranno loro offerti in futuro. I venditori, a loro volta, possono regolare i prezzi nei periodi iniziali per influenzare le decisioni di acquisto dei consumatori al fine di aumentare il valore informativo di tali decisioni e massimizzare i profitti. La regolamentazione della discriminazione di prezzo algoritmica si concentra su due approcci: vietare l'uso di determinati tipi di dati, rendendo gli algoritmi "ciechi" nei loro confronti, o imporre la loro divulgazione, rendendo gli algoritmi più trasparenti. L'utilizzo di questi algoritmi all'interno della teoria *BBPD* genera un dibattito etico che va al di là della modalità di condivisione delle informazioni ma si concentra sulla modalità di sfruttamento di quest ultime.

Alcuni esperti ritengono che questa pratica sia eticamente scorretta poiché può essere considerata discriminante e invasiva della privacy dei consumatori. Ad esempio, se le aziende utilizzano dati personali sensibili, come informazioni sulla salute o dati finanziari, per differenziare i prezzi, ciò potrebbe sollevare preoccupazioni sulla protezione dei dati e sulla possibilità di discriminazione. D'altra parte, ci sono esperti che giustificano la pratica del *BBPD* sulla base dei principi della libera concorrenza e della massimizzazione dei profitti delle aziende. Sostengono che le aziende dovrebbero essere libere di adattare i prezzi in base alle preferenze e alle abitudini dei consumatori, allo scopo di massimizzare la loro redditività. Inoltre, come spiegato precedentemente, il secondo filone letterario sostiene che il *BBPD* può portare a una maggiore efficienza economica, poiché i prezzi differenziati consentono alle aziende di ottimizzare la loro offerta e massimizzare il valore per i diversi segmenti di clientela. Tuttavia, è importante sottolineare che molti esperti concordano sul fatto che la pratica del *BBPD* potrebbe essere considerata eticamente accettabile solo se alcuni requisiti sono soddisfatti. In primo luogo, i consumatori dovrebbero essere adeguatamente informati e consapevoli delle tecniche di analisi dei dati utilizzate dalle aziende per adattare i prezzi. Ciò richiede una maggiore trasparenza e chiarezza nella comunicazione delle politiche di pricing. In secondo luogo, le aziende dovrebbero rispettare la privacy e la protezione dei dati personali dei clienti, garantendo che i dati siano raccolti e utilizzati in conformità con le leggi sulla privacy e con il consenso informato dei consumatori.

Per poter sviluppare un modello profittevole che discrimini il prezzo rispetto al comportamento dei consumatori è fondamentale identificare la tipologia di consumatore. Infatti anche nel successivo paragrafo, dove verrà trattato il modello di Acquisti e Varian, la tipologia di consumatore miope o pienamente informato permette di ottenere due risultati ben distinti. Ma questa pratica può portare a disparità di trattamento, in cui alcuni consumatori potrebbero essere penalizzati rispetto ad altri in base alle informazioni raccolte sui loro comportamenti di acquisto. Ad esempio, i prezzi potrebbero essere aumentati per i consumatori che mostrano una maggiore disponibilità a pagare o una minore sensibilità ai prezzi. Ciò potrebbe mettere in luce problematiche di equità e giustizia sociale, ampiamente discusse nei paragrafi precedenti. È importante sottolineare che l'opinione pubblica e la percezione dei consumatori possono influenzare la pratica del *BBPD*. Se i consumatori percepiscono il *BBPD* come una pratica sleale o invasiva, potrebbero scegliere di evitare le aziende che adottano tale strategia, favorendo quelle che sono considerate più etiche e rispettose della privacy.

In sintesi, il dibattito sull'eticità del *BBPD* è complesso e dipende da valutazioni etiche e normative. È importante bilanciare i potenziali vantaggi economici con la

tutela dei diritti dei consumatori e la protezione dei dati personali. La regolamentazione e le politiche pubbliche, come il *GDPR*, possono svolgere un ruolo importante nel garantire che il *BBPD* venga praticato in modo eticamente responsabile e che si raggiunga un equilibrio tra interessi delle aziende e diritti dei consumatori.

2.3.3 Modello - *Conditioning Prices on Purchase History*

Tra tutti modelli analizzati il più interessante e coerente con l'obiettivo di questa tesi, appartiene al secondo filone dello stato dell'arte del *behavior based price discrimination model*. Mettendo insieme sia la visione strategica degli acquisti ripetuti che il ruolo della privacy, Acquisti e Varian creano diversi modelli, definiti nel testo "*Conditioning Prices on Purchase History*"[30], che esplicano l'interazione strategica tra acquirenti e venditori.

Acquisti e Varian sono tra i principali esponenti delle teorie e degli studi in argomenti come la discriminazione di prezzo e la privacy, ma in questo caso specifico riescono ad analizzare quando è redditizio impegnarsi nella discriminazione dei prezzi basata su acquisti ripetuti se i consumatori possono adottare strategie per proteggere la propria privacy. Infatti, all'interno del testo vengono sviluppati diversi modelli di questa interazione strategica tra acquirenti e venditori al fine di determinare le condizioni in base alle quali i venditori troveranno redditizio condizionare i prezzi sulla cronologia degli acquisti. Gli autori dimostrano che il venditore può indurre il necessario cambiamento nelle valutazioni dei consumatori offrendo varie forme di servizi personalizzati agli acquirenti precedenti, come buoni sconto personalizzati (comuni nei club fedeltà dei supermercati), costi di transazione ridotti (come lo shopping con un clic) o servizi personalizzati (come le consigliate personalizzate). Durante l'analisi, verranno elaborate le condizioni che descrivono quando l'uso di tali tecnologie è redditizio per i venditori ed esamineranno l'impatto di questo tipo di discriminazione dei prezzi sul benessere dei consumatori. Inoltre, l'analisi permetterà anche di definire le condizioni in base alle quali i consumatori sceglieranno di rivelare le loro informazioni personali piuttosto che nascondersi dietro le tecnologie anonime.

Per fini di studio, il modello sarà semplificato: verrà analizzato il caso benchmark e quello riguardante il servizio personalizzato, che è stato ritenuto più consono con i successivi risultati ricavati dall'analisi dei dati.

Baseline model

Il modello benchmark, anche chiamato *baseline model* - *BM*, è composto da un unico venditore orientato ad ottenere il massimo profitto di un bene che può essere fornito a costo marginale nullo. I consumatori considerati nel modello sono razionali e pienamente informati. Viene assunto che vi siano:

- Due tipologie di consumatori, **alto valore** e **basso valore**, con due diverse disponibilità a pagare:
 - v_H , la disponibilità a pagare del consumatore ad alto valore per un'unità di consumo;
 - v_L , la disponibilità a pagare del consumatore a basso valore per un'unità di consumo;
 - π , la frazione della popolazione ad alto valore, dato che la massa dei consumatori è pari a 1.
- **Due periodi**, il consumatore acquista dal venditore in due periodi differenti

Il modello è diviso in due fasi:

1. Il cliente si presenta al venditore e gli viene offerto un prezzo. La decisione del cliente di acquistare o no a quel prezzo viene osservata;
2. Il cliente ritorna dal venditore e il prezzo che viene offerto può dipendere dal comportamento precedente.

Viene assunto che se il consumatore è indifferente, agirà nel modo preferito dal venditore, poiché il venditore potrebbe sempre abbassare il prezzo di un centesimo se fosse redditizio farlo. Per semplicità, si assume un tasso di sconto nullo e si esclude la possibilità di arbitraggio, ossia che l'acquirente acquisti con l'obiettivo di rivendere ad un altro acquirente al quale sia stato offerto il bene ad un prezzo superiore.

Ovviamente, se il venditore stabilisce un prezzo fisso di v_H ogni periodo, otterrà un profitto di $2\pi v_H$ e se stabilisce un prezzo fisso di v_L ogni periodo, otterrà un profitto di $2v_L$. Quindi il massimo profitto disponibile dalla tariffazione fissa è

$$\text{Max}\{2\pi v_H, 2v_L\}$$

Il venditore utilizza i cookie per registrare gli acquisti dei clienti. Se un cliente ha un cookie che mostra un acquisto precedente al prezzo offerto, il venditore potrebbe offrire un prezzo basato su quel precedente acquisto. Se non vi è alcun cookie o indica che il cliente non ha acquistato al prezzo offerto in precedenza, il

venditore propone un prezzo diverso. I consumatori possono adottare "tecnologie di anonimizzazione" per evitare di essere tracciati attraverso i cookie.

L'obiettivo è determinare se il venditore può migliorare utilizzando una forma di personalizzazione del servizio, che permetta una discriminazione dei prezzi, in modo tale che i consumatori di maggior valore paghino di più rispetto a quelli di minor valore. Il *BM* viene analizzato in due condizioni diverse: quando i consumatori sono **tutti miopi** e quando sono **tutti sofisticati**.

- **Tutti i consumatori miopi**

I consumatori miopi sono coloro che basano la loro decisione di acquisto sul prezzo che vedono oggi, senza rendersi conto che il prezzo che sosterranno all'acquisto successivo potrebbe dipendere dal comportamento di oggi. Se i consumatori sono miopi, il venditore può offrire un prezzo di v_H al primo incontro con il consumatore. Se il consumatore non acquista a questo prezzo, il venditore può offrire un prezzo di v_L la seconda volta. Questa strategia comporta la vendita di 2 unità alla popolazione ad alto valore e 1 unità alla popolazione a basso valore, generando ricavi pari a

$$2\pi v_H + (1 - \pi)v_L$$

Condizionare il prezzo può influire sul benessere complessivo in due modi:

- **Caso 1** $\pi v_H > v_L$. Se non fosse possibile condizionare il prezzo rispetto al comportamento del consumatore, il venditore venderebbe solo ai consumatori ad alto valore. Consentire la discriminazione non cambia il prezzo che i consumatori ad alto valore affrontano, ma consente al venditore di identificare i consumatori di basso valore. Permettendo al venditore di vendere ai consumatori a basso valore a v_L , offrendo loro un surplus pari a zero dall'acquisto. Pertanto, il benessere complessivo, la somma dei surplus del consumatore e del produttore, aumenta, ma ciò è interamente dovuto all'aumento del profitto ricevuto dal venditore;
- **Caso 2** $\pi v_H < v_L$. Se il condizionamento non fosse possibile, il venditore venderebbe a tutti al prezzo v_L . Se condizionare il prezzo rispetto al consumatore è possibile, sarà redditizio quando

$$v_L(1 - \pi) > \frac{(v_H - v_L)}{v_L}$$

Pertanto, ci sarà un insieme di valori di π determinati da

$$\frac{v_L(v_L(1 - \pi))}{v_H} > \pi > \frac{(v_H - v_L)}{v_L}$$

in cui il venditore venderebbe a tutti se non avesse un modo per condizionare il prezzo, ma sceglie di limitare l'offerta quando è possibile condizionare il prezzo al comportamento. Ne consegue che i consumatori ad alto valore perdono con la discriminazione e i consumatori a basso valore non sono svantaggiati, sebbene consumino in un solo periodo anziché due. Il venditore ha un vantaggio vendendo a un prezzo più alto ai consumatori ad alto valore, ma subisce una perdita di entrate dai consumatori a basso valore. Se il venditore sceglie volontariamente di condizionare il prezzo, deve essere in una posizione migliore, dato che il benessere complessivo tende a diminuire a causa del condizionamento del prezzo.

- **Tutti i consumatori sofisticati**

Si considerano i consumatori abbastanza sofisticati quelli in grado di adottare una *tecnologia di anonimizzazione* per evitare di stabilire una cronologia degli acquisti o per ritardare l'acquisto. Si assume che i consumatori ad alto valore potrebbero alla fine rendersi conto che l'acquisto a un prezzo elevato non è la migliore strategia, poiché garantisce loro di affrontare un prezzo elevato in futuro.

Sia p_H il valore attuale (in questo caso, la somma) dei prezzi addebitati al consumatore di alto valore, e p_L il valore attuale dei prezzi addebitati al consumatore di basso valore. Sia x_H la quantità totale consumata dal tipo ad alto valore e x_L la quantità totale consumata dal tipo a basso valore. Il problema di ottimizzazione che il venditore affronta è:

$$\max_{x_H, x_L, p_H, p_L} \pi p_H + (1 - \pi) p_L \quad (2.1)$$

$$v_H x_H - p_H \geq v_H x_L - p_L \quad (2.2)$$

$$v_H x_H - p_H \geq 0 \quad (2.3)$$

$$v_L x_L - p_L \geq v_L x_H - p_H \quad (2.4)$$

$$v_L x_L - p_L \geq 0. \quad (2.5)$$

Il primo vincolo rappresenta il vincolo di auto-selezione secondo il quale il tipo alto spendente, perciò di alto valore, non può trarre vantaggio imitando il tipo a basso spendente, anche detto di basso valore. Il secondo vincolo rappresenta il vincolo di partecipazione dell'alto spendente, infatti rimanendo con la sua tariffa deve ottenere un surplus non negativo. Le ultime due disuguaglianze esprimono gli stessi vincoli per il basso spendente.

È chiaro che a causa della linearità del problema, x_L e x_H possono assumere solo i valori 0, 1, 2. Lavorando su queste 8 casistiche, si può dimostrare che ci sono solo 3 modelli di prezzo non dominati: quelli che abbiamo già descritto (vendita a prezzo fisso solo ai consumatori ad alto valore, vendita a prezzo fisso a entrambi i tipi) e una politica di discriminazione dei prezzi.

La politica di discriminazione dei prezzi assume la forma $(x_H, x_L) = (2, 1)$, in cui la strategia di prezzo è tale da indurre i consumatori alto spendenti a fare due acquisti, e il consumatore basso spendenti a fare un solo acquisto. Inserendo questi valori nei vincoli di auto-selezione, è facile vedere che i prezzi che supportano questa politica sono $p_L = v_L$ e $p_H = v_H + v_L$ e generano un profitto di

$$\pi v_H + v_L$$

Ma il profitto calcolato al passaggio precedente non eccederà mai il massimo profitto disponibile dalla tariffazione fissa ($Max\{2\pi v_H, 2v_L\}$) perché: **il condizionamento dei prezzi non è ottimale**. Se i consumatori sono sofisticati, il venditore ottiene almeno gli stessi risultati stabilendo un prezzo fisso, rispetto a condizionare i prezzi in base al comportamento passato.

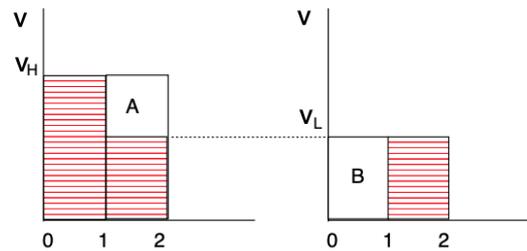


Figura 2.4: Curve della domanda, con area ombreggiata che indica le entrate[30]

Vi è una spiegazione semplice e intuitiva di questo risultato. Facendo riferimento alla *Figura 2.4*, in cui è stata tracciata la curva della domanda per il consumo totale per due gruppi di consumatori. La parte ombreggiata della curva rappresenta il ricavo ottenuto dal venditore con questi prezzi. È facile vedere che se $A > B$, addebitare solo v_H genera maggiori ricavi, e se $B > A$ addebitare v_L genera maggiori ricavi. Pertanto, una di queste due strategie di prezzo fisso deve essere più vantaggiosa rispetto alla differenziazione dei prezzi.

Intuitivamente, se vendere ai clienti ad alto valore è più redditizio rispetto a vendere sia ai clienti ad alto valore che a quelli a basso valore, allora il venditore desidererebbe sempre vendere ai clienti ad alto valore e non avrebbe vantaggio nel ridurre il prezzo per attirare i clienti a basso valore. Il venditore può non trovare conveniente discriminare i prezzi poiché il consumatore alto spendente può sempre scegliere di comportarsi in modo identico al consumatore basso spendente. Perciò nel caso di valutazioni stazionari dei consumatori sofisticati, nonostante si possa condizionare il prezzo, discriminare i prezzi non è redditizio[51]. Tuttavia, nel *BM* al venditore è consentito di condizionare i prezzi in base alla cronologia degli acquisti dei singoli consumatori, mentre gran parte della letteratura precedente ha considerato solo i prezzi pubblicati. Ad esempio, il modello di Stokey[51] è applicabile solo a un "nuovo prodotto", come ad esempio un libro o un film, che viene offerto nel primo periodo allo stesso prezzo per tutti i consumatori e che nei periodi successivi può essere offerto a un prezzo diverso. Al contrario, il *BM* consente di personalizzare i prezzi per prodotti esistenti in cui i consumatori nuovi e vecchi, o frequenti e non frequenti, affrontano prezzi diversi. Ma se si considerano i consumatori sofisticati, il *BM* ha la stessa "forma ridotta" del modello di Stokey[51] e questo è sostanzialmente una conseguenza del principio della rivelazione: entrambi i modelli sono equivalenti nello stesso problema di progettazione del meccanismo. Il consumatore alto spendente deve essere incentivato ad acquistare al suo prezzo di riferimento affinché il venditore riesca a trarne profitto. Infatti il *BM* non è profittevole nel caso di consumatori sofisticati, anzi pone i venditori davanti ad un bivio sulla redditività della discriminazione.

Personalized enhanced services

Nel Baseline model risulta che la discriminazione di prezzo non è sempre profittevole, ma se si estende il *BM*[30] vi sono due condizioni che consentono la redditività:

1. Se una frazione sufficientemente grande dei consumatori è miope, o l'adozione di tecnologie di anonimizzazione è troppo costosa, il condizionamento dei prezzi può essere redditizio;
2. Se il valore della seconda unità di consumo è diverso dal valore della prima unità di consumo, il condizionamento dei prezzi può essere redditizio.

Nonostante la prima estensione confermi il ruolo centrale della miopia dei consumatori nella redditività del venditore, soprattutto come risposta razionale all'inconveniente associato alle misure difensive contro la discriminazione dei prezzi, in questo paragrafo ci concentreremo sulla seconda estensione del *BM*. È interessante in questo scenario considerare cosa accade quando gli acquisti incrementali del bene hanno un'utilità maggiore rispetto agli acquisti precedenti grazie a un servizio

migliorato basato sulle informazioni fornite in precedenza dal cliente. Per semplicità, il servizio personalizzato migliorato è fornito dal venditore a costo marginale zero. Indichiamo con v_{H1} il valore della prima unità di consumo per il consumatore ad alto valore e con v_{H2} il valore della seconda unità di consumo. Definiamo v_{L1} e v_{L2} in modo simile per il consumatore a basso valore. Naturalmente, assumiamo che

$$v_{H1} > v_{L1} \quad (2.6)$$

L'utilità per il consumatore ad alto valore può assumere 3 valori ($0, v_{H1}, v_{H1} + v_{H2}$), e lo stesso vale per il consumatore a basso valore. Pertanto, ci sono $2^3 = 8$ casi. Come nel paragrafo precedente del *BM* per il caso dei consumatori sofisticati, il venditore può nuovamente fissare un prezzo fisso ai livelli alto o basso, ma il caso più interessante è quando il venditore utilizza il condizionamento del prezzo per far consumare al consumatore ad alto valore due volte e al consumatore a basso valore una volta. I vincoli di auto-selezione per questa soluzione di condizionamento in questo caso sono:

$$v_{H2} + p_L \geq p_H \quad (2.7)$$

$$v_{H1} + v_{H2} \geq p_H \quad (2.8)$$

$$p_H \geq v_{L2} + p_L \quad (2.9)$$

$$v_{L1} \geq p_L \quad (2.10)$$

Il piano di prezzi che ci interessa, come si può notare dalla *Figura 2.5* è quello tra le rette $p_H = v_{H2} + v_{L1}$ e $p_L = v_{L1}$ che induce i consumatori ad alto valore a effettuare due acquisti, mentre il consumatore a basso valore ne effettua solo uno.

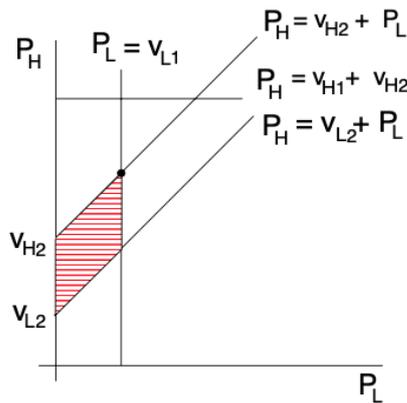


Figura 2.5: Vincoli di autoselezione[30]

Affinché ciò sia fattibile, bisogna verificare che la linea orizzontale determinata da $p_H = v_{H1} + v_{H2}$ passi sopra questo ottimo. Algebricamente, ciò richiede che:

$$v_{H1} + v_{H2} > v_{H2} + v_{L1} \quad (2.11)$$

Facendo le dovute semplificazioni, si nota che questa condizione si riduce all'assunzione 2.6. Il ricavo derivante dal condizionamento del prezzo supera il ricavo derivante dal prezzo fisso quando

$$\pi v_{H2} + v_{L1} > \pi v_{H1} + \pi v_{H2} \quad (2.12)$$

$$\pi v_{H2} + v_{L1} > v_{L1} + v_{L2} \quad (2.13)$$

Il lato destro di queste disuguaglianze rappresenta i profitti, assumendo che il servizio migliorato venga offerto all'acquisto successivo di ciascun consumatore. Il condizionamento dei prezzi massimizzerà i profitti se e solo se

$$v_{L1} > \pi v_{H1} \pi v_{H2} > \pi v_{L2}$$

in tal caso $p_H = v_{H2} + v_{L1}$ e $p_L = v_{L1}$.

Perciò come corollario si può considerare che se il condizionamento è massimizzante per i profitti, allora il compratore ad alto valore deve attribuire un valore relativamente maggiore ai servizi migliorati rispetto all'utente a basso valore:

$$\frac{v_{H2}}{v_{H1}} > \frac{v_{L2}}{v_{L1}}.$$

Ad esempio, l'acquisto con un solo clic potrebbe essere più prezioso per coloro che consumano più frequentemente o per coloro che hanno un valore più elevato del tempo, che può essere facilmente correlato alla valutazione del bene in questione. Inoltre, si osserva che il venditore ottiene un profitto di $\pi v_{H2} + v_{L1}$ poiché vende ad entrambi i tipi a v_{L1} nel primo periodo e solo al tipo ad alto valore nel secondo periodo. Se il "servizio migliorato" non fosse personalizzato, il venditore potrebbe offrirlo sia ai consumatori del primo periodo che a quelli del secondo periodo, comportando un profitto di $Max\{2\pi v_{H2}, 2v_{L2}\}$. Il condizionamento del prezzo è redditizio quando il servizio migliorato può essere offerto solo ai clienti "ritornanti", ovvero il servizio dipende dalle informazioni rivelate dal primo acquisto. Di conseguenza, questo modello evidenzia come, anche se si presume che una percentuale significativa della popolazione sia sofisticata, potrebbe comunque essere sensato implementare il condizionamento dei prezzi se i consumatori ad alto valore possono ricevere un pacchetto prezzo-servizio che ritengono più allettante rispetto a quello offerto ai consumatori a basso valore.

Questo può essere realizzato offrendo un servizio migliorato agli utenti frequenti o un servizio inferiore agli utenti frequenti che cercano di imitare i nuovi utenti.

Proprio questo sviluppo del *BM*, porta ad una riflessione utile sul caso studio che seguirà, dato che uno degli obiettivi è proprio verificare quali siano le variabili che nel caso di un acquisto ripetuto di un determinato consumatore, generino un'utilità maggiore rispetto agli acquisti precedenti, grazie a un servizio migliorato basato sulle informazioni fornite in precedenza dal cliente. L'analisi dei dati farà emergere quanto lo studio del comportamento del consumatore incide sulla creazione del prezzo e quanto il prezzo sia legato alle scelte fatte nel primo acquisto, piuttosto che nel secondo.

È importante sottolineare che per implementare con successo la discriminazione dei prezzi, quindi il fine di questa tesi, è necessario effettuare ingenti investimenti iniziali nella tecnologia dell'informazione. Questi investimenti consentiranno di offrire servizi personalizzati migliorati, con costi marginali estremamente bassi per i venditori, ma che comportano costi di cambio per gli acquirenti. Gli acquisti frequenti, i costi elevati di ricerca, l'eterogeneità delle preferenze e i bassi costi di personalizzazione dei servizi rendono la discriminazione dei prezzi ottimale.

Capitolo 3

Airbnb e i mercati peer-to-peer

In questo capitolo vengono analizzati il funzionamento dei mercati peer-to-peer e la storia di Airbnb all'interno di questo ecosistema. Inoltre, per rendere i successivi capitoli di facile comprensione, verrà approfondito l'algoritmo di pricing di Airbnb.

3.1 Storia di Airbnb

Airbnb è una piattaforma online che mette in contatto utenti che vogliono affittare le loro case con viaggiatori che cercano alloggi in quella località. È stata fondata nel 2007 a San Francisco quando due host, i fondatori di Airbnb, decisero di accogliere per la prima volta tre ospiti nella loro casa[52].

AirBedandBreakfast, nome originale della piattaforma, nacque quando i fondatori, per fronteggiare la grande richiesta di stanze d'hotel durante l'evento Industrial Designers Society of America, decisero di affittare un materasso ad aria a degli ospiti nel centro del loro salotto. La neonata piattaforma aveva già l'aspetto della moderna Airbnb, dando la possibilità agli hosts di interagire direttamente con i guests. La loro prima impressione fu che l'idea poteva solo soddisfare clienti con disponibilità economiche ridotte tramite soluzioni modeste.[52]. Decisero però, accorgendosi che la platea di clienti era eterogeneamente distribuita in base alla possibilità di spesa, di diffondere il modello nelle città che ospitassero grandi eventi. Grazie alla possibilità ottenuta tramite l'incubatore Y-Combinator riuscirono ad integrare all'interno di Airbnb un metodo di pagamento online e di inserirsi con successo sul mercato.

Negli anni il business ha scalato il mercato fino ad arrivare a quotarsi in borsa nel dicembre 2020 ad un prezzo IPO di \$68 per azione, raccogliendo 3.5 miliardi di dollari. Fino al 31 dicembre 2022 si contano oltre 4 milioni di host, che a loro volta hanno ospitato più di 1 miliardo di persone in quasi tutti i paesi del mondo, con un attivo di 6,6 milioni di annunci a livello mondiale[53].

Con il tempo le offerte di Airbnb si sono ampliate e diversificate, tanto da creare soluzioni di lusso o soluzioni poco convenzionali. Inoltre hanno creato sezioni come *Airbnb for Work* dedicata ai viaggi d'affari, dando la possibilità di affittare location con particolari caratteristiche con lo scopo di ospitare riunioni o eventi aziendali. I criteri per selezionare le proposte si basano su un sistema di filtri per poter permettere al cliente di soddisfare le proprie necessità. La sezione *Airbnb Plus* fornisce all'host una serie di servizi a pagamento come un tour fotografico della proprietà, l'esclusività della struttura sulla piattaforma e al cliente interessato certifica la presenza di alcuni servizi essenziali. Non sono gli host a ricevere direttamente il pagamento dell'affitto, ma Airbnb stessa si pone come intermediario trattenendo una percentuale, questo trattamento economico riguarda anche i guest che in sede di prenotazione pagano una fee alla piattaforma. Come si può notare, la diversificazione delle offerte e delle tipologie di strutture non solo permette di discriminare i consumatori ma anche di poter lavorare agevolmente sulle discriminazioni di prezzo.

3.2 Mercati peer-to-peer

Negli ultimi anni, un fenomeno dirompente ha iniziato a trasformare profondamente l'industria dei viaggi e dell'ospitalità: l'emergere di piattaforme digitali che facilitano la condivisione di beni e servizi tra privati. In particolare, Airbnb ha raggiunto un notevole successo come un'azienda leader nell'economia della condivisione e dell'economia delle piattaforme. Dato il suo ruolo centrale nell'ambivalenza di queste due scenari, prima di poter parlare di mercati peer to peer e di economia delle piattaforme è doveroso introdurre il concetto di sharing economy.

3.2.1 Sharing economy

Parte integrante della visione economica di Airbnb risiede nella definizione di sharing economy data da Frenken et al.[54], che sostengono che "i consumatori si scambiano a vicenda l'accesso temporaneo a beni che sarebbero rimasti inutilizzati, possibilmente per ottenere un vantaggio economico". La sharing economy disgrega l'intermediazione tradizionale da parte di terzi, creando una piattaforma che mette direttamente in contatto i due attori coinvolti. Questo processo dà vita a un nuovo sistema economico, che come definiscono Barberis et al.[55] è "caratterizzato

dall'elemento della condivisione, della fiducia e delle relazioni che si esprime in un rapporto normalmente tra pari, mediato da una piattaforma digitale. Un sistema che, attraverso una circolazione delle informazioni più efficiente, aumenta sensibilmente la produttività dei beni e servizi a cui si ha accesso e riduce l'impiego delle risorse, tutelando l'ambiente”.

I principi fondamentali per poter definire l'economia di condivisione sono: la presenza di una transazione *consumer to consumer*, il bene condiviso è tipicamente fisico e il suo accesso è temporaneo. Nello specifico Acquier et al.[56] sostengono che vi siano tre nuclei organizzativi fondamentali alla base della sharing economy:

1. *Access economy*, si riferisce alla possibilità data a un gruppo di persone di accedere a servizi che in altra maniera sarebbero stati inaccessibili, portando di conseguenza all'aumento dell'efficienza dei beni stessi;
2. *Platform economy*, si riferisce al nucleo fondamentale che permette di raggiungere più persone possibili in diverse regioni geografiche. È ampiamente diffuso l'uso delle piattaforme digitali grazie ai loro bassi costi di investimento iniziale e alla facile usabilità;
3. *Community-based economy*, si riferisce ad iniziative di coordinamento attraverso forme di interazione non contrattuali, non gerarchiche o non monetizzate. Il cui scopo è quello di contribuire ad un progetto comunitario, creare legami sociali, promuovere valori o realizzare una missione sociale attraverso un progetto collettivo.

Perciò i drivers della sharing economy sono sia economici che sociali, ma fondono le loro radici all'interno del momento storico in cui nasce questo nuovo sistema. Gli anni di espansione della sharing economy sono anni caratterizzati dalla costante crescita tecnologica ma anche da una profonda crisi economica mondiale, che ha portato la spesa del consumatore medio ed abbassarsi. La maggior parte della popolazione ha dovuto affrontare difficoltà economiche, che hanno spesso comportato la necessità di adattarsi a uno standard di vita diverso da quello a cui erano abituate. Queste sfide sono state accentuate dall'aumento continuo della popolazione e dalle crescenti preoccupazioni riguardanti la tutela dell'ambiente e delle sue risorse. Tutto ciò ha spinto la società a reinventarsi, ad adottare una mentalità più aperta al cambiamento e a cercare un senso di appartenenza a un gruppo. In questo contesto, secondo Schor, Airbnb è diventato un notevole esempio di successo nel creare nuovi legami sociali[57].

Parallelamente, i fattori tecnologici, come la diffusione di internet e le continue scoperte, hanno permesso alle aziende di raccogliere e analizzare dati in modo sempre più accurato, migliorando i propri prodotti per soddisfare al meglio le

esigenze dei consumatori. Questo progresso tecnologico ha favorito lo sviluppo di piattaforme digitali, inclusa Airbnb, che hanno facilitato la condivisione di risorse tra individui e promosso interazioni sociali più significative. Tuttavia, nonostante le considerazioni sociali, l'aspetto economico non ha perso la sua importanza, anzi, svolge un ruolo fondamentale nel processo di condivisione. Gli attori coinvolti sono spinti principalmente da un interesse economico. Da un lato, cedendo una parte delle loro risorse sottoutilizzate, vengono ricompensati con benefici monetari. Dall'altro lato, utilizzando queste piattaforme, è possibile ottenere il massimo dei vantaggi risparmiando rispetto ai tradizionali metodi di consumo. Hamari, Sjöklint e Ukkonen[58] hanno condotto una ricerca quantitativa sulle motivazioni delle persone a partecipare all'economia collaborativa, giungendo alla conclusione che nonostante l'importanza della sostenibilità come fattore fondamentale per sviluppare una mentalità positiva verso la condivisione, il guadagno economico rimane una motivazione più forte per adottare modelli di sharing economy come Airbnb.

Lo sfruttamento innovativo delle risorse sottoutilizzate da parte di una vasta gamma di individui geograficamente distribuiti crea prezzi di mercato molto competitivi, rendendo il contesto competitivo estremamente agguerrito per gli operatori storici nel settore alberghiero [59]. Per un duplice motivo: si sfrutta la capacità sottoutilizzata delle risorse, che sono state acquistate per altri scopi, quindi i costi aggiuntivi di riutilizzo, in quei casi in cui sono possono essere messe disponibili, sono pressoché nulli[60]. Le barriere all'ingresso ridotte sono una caratteristica della sharing economy perché permettono un accesso più semplificato alle piattaforme. Ciò permette di attrarre un gran numero di proprietari di risorse, aumentando la concorrenza e spingendo i prezzi verso il basso [61]. Nei casi di alta variabilità della domanda, ciò genera una concorrenza più dinamica, dato che i nuovi entrati riescono ad adattarsi più velocemente alla domanda[62]. La minaccia per gli operatori tradizionali si riscontra più facilmente nel settore dell'ospitalità, particolarmente adatto al modello di piattaforma peer-to-peer. Poi, a seguito della crisi finanziaria, le tasse sugli immobili, la disoccupazione e l'erosione del patrimonio sono aumentate. Ciò ha spinto i proprietari di immobili a cercare ulteriori redditi da immobili e i viaggiatori a cercare alloggi meno costosi. In sintesi, le difficoltà economiche, l'attenzione per l'ambiente, l'evoluzione tecnologica e il bisogno di connessione sociale hanno dato vita a un nuovo contesto economico e sociale, in cui l'economia della condivisione e le piattaforme digitali come Airbnb hanno acquisito un ruolo centrale.

3.2.2 Platform economy

La platform economy è un modello di business che crea un sistema di interscambio virtuale, siccome è originata dallo sfruttamento della tecnologia al fine di mettere in comunicazione diverse persone e risorse. La tecnologia di base è la piattaforma, che viene implementata per favorire "le interazioni e transazioni tra diversi gruppi di utenti, che decidono di partecipare al business creato dalla piattaforma stessa"[63]. Il mercato preso in considerazione in questo modello economico è anche chiamato *multi-sided* dato che la piattaforma potrà influenzare il numero di transazioni aumentando il prezzo da una parte e riducendolo dello stesso importo dall'altra. Per questo la definizione di prezzo è molto importante all'interno delle piattaforme, perché è necessario che entrambi i lati del mercato continuino a partecipare alla transazioni[64].

Ma un aspetto altrettanto fondamentale delle piattaforme sono le esternalità di rete, i cui effetti, positivi o negativi, sono classificati in due categorie: same-side effects e cross-side effects. I same-side consistono nell'aumento di valore percepito nello stesso lato della piattaforma; in questo settore, per esempio un aumento del numero di host, aumenterebbe il valore del loro versante. Airbnb, invece, funziona secondo il modello cross-side, perché al crescere del numero di annunci(lato offerta) aumenta il numero degli utenti nella piattaforma(lato domanda); perciò l'effetto genera un aumento del valore nel lato opposto in cui si manifesta.

Le piattaforme vengono suddivise in quattro modelli, a seconda della tipologia di attori in gioco:

1. Il *modello peer-to-peer (P2P)*, consiste nello scambio da parte dei proprietari di beni di consumo limitato. "I mercati di noleggio peer-to-peer (P2P) sono mercati aperti, il bene è condiviso in cambio, quasi sempre, di un pagamento"[65]. Grazie a internet l'intermediazione degli scambi è diventata più fluida;
2. Il *modello business-to-consumer (B2C)* consiste nell'uso di piattaforme digitali tramite le quali gli utenti finali interagiscono con le aziende;
3. Il *modello business-to-business (B2B)* è il modello tramite il quale è illustrata l'interazione tra le aziende;
4. Il *modello consumer-to-business (C2B)*, spesso confuso con il modello P2P, si discosta da quest'ultimo perché manca del ruolo attivo che la piattaforma ha all'interno dello scambio. Nella trattazione il modello di Airbnb sarà assimilato ad un modello P2P.

La presenza di esternalità di rete aumenta la complessità delle interazioni strategiche tra imprese e consumatori per ognuno dei modelli precedentemente

elencati. Ne è un esempio la qualità delle interazioni all'interno della piattaforma: più utenti entrano a far parte della piattaforma, più il valore della piattaforma aumenta ma se le interazioni tra le parti non sono gestite in maniera accurata, si genera un'esternalità di rete negativa che sottolinea come non sempre la scalabilità porti ad efficienza, anzi può portare ad diseconomie di scala. Perciò il gestore di un business platform deve riuscire a scalare ma in maniera efficiente e per fare ciò la piattaforma deve avere le seguenti caratteristiche[66]:

- *Match-Making*: nessuna barriera o costo aggiuntivo deve esistere tra le parti;
- *Pull*: l'obiettivo è di attrarre a sé più utenti possibili, dato che funziona se esistono più attori distinti;
- *Facilitate*: sono ridotti i searching cost, permettendo agli utenti di raggiungere più risorse e più varie[66];
- *Safe*: gli utenti sono portati ad interagire in modo più sicuro grazie a sistemi di sicurezza.

Airbnb è l'esempio di piattaforma che sfrutta le precedenti caratteristiche per riuscire a scalare e a rendere un servizio sempre migliore. Ad esempio, uno studio condotto da Zervas, Proserpio, and Byers nel 2017[59], ha dimostrato che la piattaforma di Airbnb ha avuto un ampio impatto sul mercato dell'ospitalità in Texas, tanto che i ricavi degli hotels nel segmento medio basso, sono diminuiti tra 8% e il 10%. Certamente il risultato conquistato da Airbnb nel mercato dell'ospitalità non è solo legato allo sfruttamento ottimale dalla sua piattaforma, dato che anche gli hotels potrebbero trarre vantaggio dallo sviluppo tecnologico, ma è anche legato a tutti i servizi accessori che offre. Seppur Airbnb è noto per la sua accessibilità al servizio e la sua offerta low-cost, attualmente permette anche di prenotare il ristorante e accedere ad autentiche esperienze, che comprendono dei tour o escursioni. Perciò aver aumentato i servizi disponibili, sia lato offerta che lato domanda, ha permesso ad Airbnb di diversificare e porsi sempre più trasversalmente nel mercato.

3.2.3 Ruolo di Airbnb nei mercati peer-to-peer

Il modello di *mercato peer to peer (P2P)*, come abbiamo visto nel paragrafo precedente, è uno dei modelli più comuni della platform economy. Consiste nello scambio da parte dei proprietari di beni di consumo limitato che si basa sulla diretta interazione tra i soggetti che offrono e quelli che richiedono un bene o un servizio.

Questo modello ha avuto successo perché ha permesso di ridurre i costi di transazione e di utilizzare in modo più efficiente le risorse, sfruttando appieno le capacità produttive dei singoli soggetti. Inoltre, ha creato nuove opportunità di lavoro e di reddito per chi offre i propri servizi e beni.

Airbnb opera in questo contesto, permettendo ai proprietari delle abitazioni di entrare in contatto diretto con persone in cerca di un alloggio per un breve periodo. Questo modello è decentralizzato e contrapposto al modello capitalistico industriale, dove il bene o il mezzo di produzione sono di proprietà dell'azienda. Nello specifico il modello P2P di Airbnb è illustrato nella *Figura 3.1*

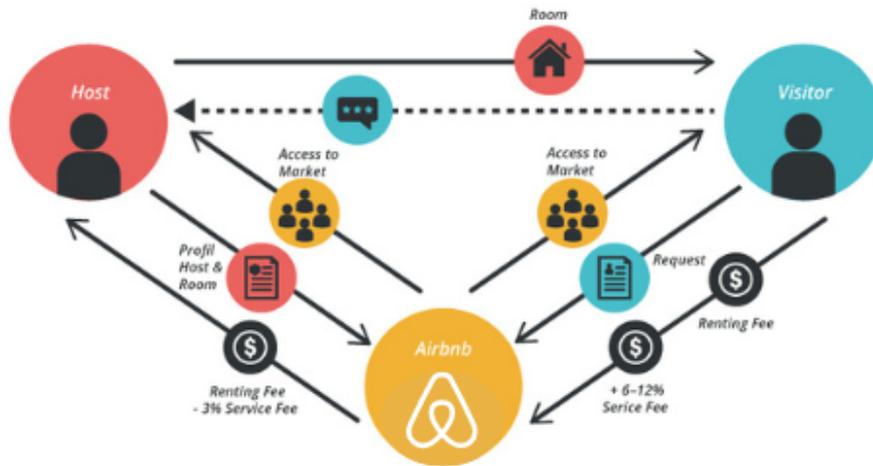


Figura 3.1: Diagramma flussi di valore nel modello P2P di Airbnb

Come si evince dalla *Figura 3.1* i tre attori principali sono: gli host, i clienti e Airbnb. La piattaforma consente agli host e ai clienti di accedere al mercato attraverso algoritmi di ricerca che indirizzano gli utenti verso annunci che soddisfano le loro esigenze precedentemente espresse tramite l'utilizzo di filtri specifici. La piattaforma fornisce all'host un'assicurazione, che copre le spese contro eventuali danni a cose e persone, nonché contro richieste di risarcimento a danni di terzi. L'host riceve entro 24 ore il rimborso assicurativo, in modo da poter risolvere tempestivamente qualsiasi problema. L'ospite paga, in fase di prenotazione, ad Airbnb una commissione media del 3% del prezzo finale.

La specificità dello scambio nel modello di Airbnb mette in luce diversi problemi dei mercati P2P come la definizione del prezzo, la diffusione delle informazioni pubblicitarie e l'instaurazione di relazioni di fiducia tra i soggetti coinvolti nello scambio. Dato che nei mercati P2P, si verificano scambi tra numerosi clienti e venditori, spesso con un'ampia varietà di prodotti e servizi offerti, con un alta specificità, per trovare una soluzione efficiente a queste problematiche le aziende che si occupano di mediazione fra questi due gruppi hanno come obiettivi principali la riduzione dei costi di transazione e l'uso efficiente delle informazioni disponibili. In questo contesto, esistono due diverse strategie adottate dalle aziende[67]:

- La prima consiste nella centralizzazione del processo, quando il cliente richiede un servizio con un ventaglio di caratteristiche definite dall'azienda proprietaria della piattaforma, come nel caso di Uber. In questo caso, la piattaforma gestisce la coordinazione del servizio, l'assegnazione del cliente e il problema dell'offerta attraverso meccanismi di aggiustamento del prezzo;
- La seconda viene utilizzata in mercati in cui i prodotti e servizi sono altamente specifici e differenziati, infatti la strategia consiste nell'implementare un sistema di ricerca efficiente per aiutare i clienti a trovare facilmente ciò che cercano. Questa soluzione è applicata da piattaforme come Airbnb, dove i turisti possono cercare un alloggio che soddisfi esigenze particolari, ad esempio in un determinato quartiere di Roma. Il processo di ricerca inizia solitamente con la selezione di un ristretto numero di opzioni, che possono poi essere ulteriormente filtrate attraverso suggerimenti della piattaforma riguardanti, ad esempio, il prezzo o la tipologia di proprietà.

Questo sistema di ricerca efficiente implementato da Airbnb, riesce ad essere sviluppato grazie alla posizione di Airbnb all'interno dei modelli di economie di piattaforma. Infatti tramite lo studio condotto da Constantiou, Marton e Tuunainen[68], rappresentato nella *Figura 3.2*, Airbnb è identificato come l'esempio per eccellenza di piattaforma *chaperone*. Nello specifico la *Figura 3.2* illustra il rapporto della piattaforma rispetto al grado di rivalità tra i partecipanti e a seconda del tipo di controllo esercitato dal proprietario della piattaforma.

		Control	
		Loose Minimum standards or guiding principles for platform participation are set by the platform owner	Tight Platform participation is specified, standardized and monitored by the platform owner
Rivalry	High Pricing scheme based on real-time changes in supply and demand	Chaperones Prototypical Example: Airbnb • Value proposition: Service differentiation • Other examples: Homeaway, Rentomo, Apprentus	Franchisers Prototypical Example: Uber • Value proposition: Low costs and efficiency gains • Other examples: Lyft, Postmates, Caviar
	Low Pricing scheme based on compensation of the suppliers' costs	Gardeners Prototypical Example: Couchsurfing • Value proposition: Self-organization and community building • Other examples: BeWelcome, BlaBlaCar, Peerby	Principals Prototypical Example: Handy • Value proposition: Low costs and risk mitigation • Other examples: TaskRabbit, Zeel, Deliveroo

Figura 3.2: Tipologia di sharing economy platfomrs rispetto al controllo e alla rivalità [68]

Airbnb è considerata una piattaforma *chaperone* perché necessita di poco controllo, dettato precedentemente da delle regole imposte a priori dal proprietario della piattaforma, ma di un' alta rivalità, dato che i prezzi sono basati su cambiamenti in tempo reale della domanda e dell'offerta (controllo minimale, alta rivalità). In effetti, il proprietario della piattaforma è chiamato *chaperone*, come un cane da guardia, per sottolineare il suo ruolo di vigilanza sul mercato della piattaforma. I *chaperone* gestiscono gli sforzi della piattaforma, ma esercitano un controllo non severo sugli utenti. Questa tipologia di piattaforme crea una forte concorrenza sul lato dell'offerta. Ad esempio, il proprietario potrebbe informare i partecipanti sui livelli attualmente presenti di domanda e offerta, tuttavia, il proprietario ha il diritto di stabilire prezzi a proprio piacimento. Di conseguenza, i partecipanti dal lato dell'offerta lottano per ottenere una percentuale elevata della domanda. Dal lato dell'offerta, la piattaforma ottiene un vantaggio competitivo creando relazioni a lungo termine con i partecipanti, spingendo i fornitori dal lato dell'offerta a diventare microimprenditori per differenziare i propri servizi, creando valore sulla piattaforma.

Nonostante il prezzo sia una driver importante all'interno delle dinamiche di piattaforma, le relazioni che si instaurano tra Airbnb e i fruitori della piattaforma sono fondamentali per poter analizzare il ruolo di quest'ultima all'interno dei mercati P2P. Tramite uno studio condotto da Lee e Kim [69] sono stati identificati i cinque componenti che creano valore per la piattaforma, ovvero la qualità della piattaforma, la compatibilità, l'opportunità di mercato, la convenienza e l'equità. Tutti questi fattori sono alla base per poter instaurare e rafforzare la fiducia dei clienti verso la piattaforma P2P come Airbnb. I modelli basati sulla fiducia sono cruciali per mantenere relazioni commerciali di successo con i clienti in questa tipologia di piattaforme. La fiducia, a sua volta, influenza positivamente sia la resistenza al cambiamento

che la fedeltà alla piattaforma. La teoria dello scambio di risorse e la teoria dello scambio sociale possono aiutare i ricercatori a comprendere la co-creazione del valore e la fiducia nelle piattaforme P2P. La teoria dello scambio di risorse si concentra su come le risorse che creano valore portino a credenze cognitive e fedeltà, mentre la teoria dello scambio sociale enfatizza la qualità, la convenienza e i valori condivisi.

Applicando queste teorie, Lee e Kim [69] sono riusciti a studiare il ruolo della fiducia per poter instaurare fedeltà nei clienti e come diretta conseguenza generare più acquisti. Ciò suggerisce che le organizzazioni che danno priorità ai componenti che creano valore sono più inclini a favorire credenze fiduciarie non solo con i loro clienti ma tra i loro dipendenti. Questa è una scoperta importante perché la fiducia è un componente cruciale per il lavoro di squadra e la collaborazione efficaci. Quando le persone si fidano l'una dell'altra, sono più propense a comunicare apertamente, condividere idee e lavorare insieme in modo efficace e ciò si riscontra anche nel risultato esterno. Inoltre, la fiducia è importante per l'impegno dei dipendenti e la soddisfazione lavorativa. Quando i dipendenti sentono che possono fidarsi dei loro colleghi e dei loro manager, sono più propensi a sentirsi soddisfatti del proprio lavoro, impegnati verso l'organizzazione e questo risultato si rispecchia anche esternamente dal lato di chi usufruisce della piattaforma.

Infatti i guest che prenotano una proprietà hanno diverse percezioni dell'esperienza sociale che vivono durante l'interazione con Airbnb. Lo studio di Moon et al. [70] suggerisce che il ruolo che un individuo gioca in una transazione P2P può influenzare la sua percezione dell'esperienza sociale, dove non solo la fiducia ma anche la trasparenza ricopre un ruolo principale. Per avere un'esperienza sociale soddisfacente in un contesto P2P, sia gli ospiti che gli host devono utilizzare in modo efficace i loro profili online e le recensioni. Ciò significa fornire informazioni accurate e utili su se stessi e le proprie esperienze per costruire fiducia con i propri pari. I fornitori delle piattaforme online hanno anche un ruolo da svolgere nel facilitare un'esperienza sociale positiva nelle transazioni P2P. Dovrebbero progettare e gestire attentamente le loro piattaforme aggiungendo e sottraendo informazioni per aiutare i pari a costruire fiducia tra di loro. Ad esempio, potrebbero fornire ulteriori informazioni sulle misure di sicurezza in atto sulla piattaforma o evidenziare recensioni positive di transazioni precedenti. Lo studio sottolinea l'importanza della fiducia e della trasparenza nelle transazioni P2P e suggerisce che un uso efficace dei profili online e delle recensioni, oltre a una progettazione e gestione attente della piattaforma, possono contribuire a promuovere un'esperienza sociale positiva per tutte le parti coinvolte e ad indurre più facilmente le parti ad riutilizzare la piattaforma.

Ampountolas[71] nel suo studio riesce a simulare il comportamento che porta alla fedeltà dei consumatori e alle intenzioni di riacquisto all'interno di una transazione di un mercato P2P come Airbnb. Nella *Figura 3.3* viene schematizzato il modello concettuale alla base dello studio che sottolinea le varie relazioni tra i fattori principali di beneficio che portano ad riacquistare dalla stessa piattaforma.

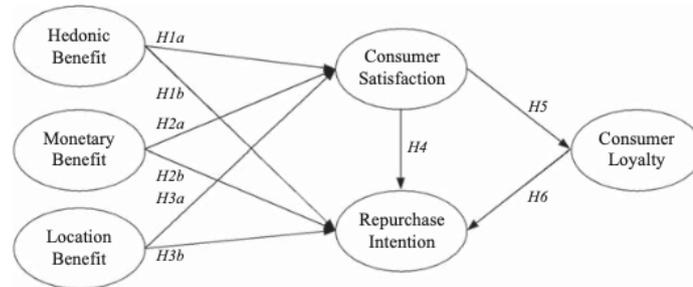


Figura 3.3: Modello concettuale dell'interazione tra i fattori di beneficio edonistici, monetari e di posizione e le intenzioni di riacquisto[71]

I risultati di questo studio confermano parzialmente la relazione tra i fattori di beneficio (benefici monetari, edonistici e di posizione) e le intenzioni di riacquisto dei consumatori. I fattori di beneficio influenzano positivamente la soddisfazione del consumatore, che media la relazione tra la fedeltà e le intenzioni di riacquisto. Non solo sottolinea come i consumatori più fedeli ai canali tradizionali possano cambiare e sfruttare i canali P2P, ma che l'acquisto ripetuto del consumatore è strettamente legato a molte variabili esogene, in cui i benefici monetari hanno un ruolo inaspettato. I risultati mostrano che per i fornitori è importante offrire ai consumatori vantaggi della partecipazione, come aspetti edonistici e MB (benefici monetari), che hanno un'influenza significativa sulla soddisfazione. Lo studio mostra che un ambiente dinamico, come quello di Airbnb, influenza le intenzioni di riacquisto dei consumatori. I MB hanno un significativo effetto diretto sulla soddisfazione dell'esperienza (SA) e hanno sia un effetto diretto che indiretto positivo sulle intenzioni di riacquisto. A sua volta la SA ha un impatto positivo e diretto sia sulle intenzioni di riacquisto che sulla fiducia nel fornitore (CL). Ciò indica che una forte soddisfazione derivante dai servizi e dalle esperienze suscita atteggiamenti positivi dei consumatori e genera fedeltà con intenzioni di riacquisto.

Infine, la relazione diretta positiva e significativa tra la fiducia nel fornitore (CL) e le intenzioni di riacquisto dimostra che le caratteristiche comportamentali dei consumatori influenzano lo sviluppo della fiducia nel fornitore, che a sua volta influisce sulle intenzioni di riacquisto all'interno delle reti P2P. In altre parole, i consumatori sono motivati da fattori individuali diretti e indiretti che portano alla soddisfazione e alle ricompense economiche.

Airbnb si pone in questo scenario, dove a seconda delle leve che si utilizzano, si riesce a gestire e sfruttare i lati della piattaforma P2P, tanto da trarne un profitto e comunicare fedeltà e trasparenza agli utenti fruitori del servizio.

3.3 Algoritmo di pricing di Airbnb

L'algoritmo di pricing di Airbnb utilizza un modello di machine learning per studiare i diversi fattori al fine di determinare il prezzo ottimale per una proprietà. Tramite una regressione analizza i dati storici di prenotazione della proprietà, così come i prezzi delle proprietà simili nella zona e altri fattori, per determinare il prezzo. Tra i fattori che il modello di machine learning di Airbnb considera vi sono:

- La posizione della proprietà, inclusi i quartieri, la vicinanza a trasporti pubblici, attrazioni turistiche e servizi
- La stagione e l'evento in corso nella zona, come festival o eventi sportivi, che possono influenzare la domanda
- La disponibilità della proprietà e la richiesta per quella specifica data
- Il tipo di proprietà, ad esempio un appartamento, una casa o una stanza privata
- Le caratteristiche della proprietà, come il numero di camere da letto, bagni e la presenza di servizi come Wi-Fi, aria condizionata, parcheggio e altro ancora.

Tutte le variabili precedentemente elencate saranno prese in considerazione durante l'ultima fase dell'analisi dei dati, in cui verranno create diversi modelli di regressione, i cui risultati e le corrispondenti considerazioni saranno riportate nel *Capitolo 5*. Come si può notare dai diversi fattori elencati la scelta di una determinata proprietà dipende da molteplici variabili, non è sufficiente considerare solo le caratteristiche della proprietà in sé. Ad esempio, non è sufficiente considerare solo la differenza tra una camera con bagno condiviso e un attico, ma bisogna anche tenere conto del fatto che l'ospite potrebbe preferire una proprietà in centro piuttosto che in periferia, in base alle proprie esigenze. La posizione geografica è un fattore critico nella determinazione del prezzo di una proprietà su Airbnb,

ma è molto più complesso di una semplice distanza fisica dai punti di interesse turistico. È difficile capire quali quartieri siano più desiderabili e quali influiscano maggiormente sulla disponibilità degli ospiti a pagare un prezzo più alto. Uno studio di mercato condotto su Airbnb tra il 2014 e il 2016, Deboosere et al[72] hanno quantificato gli effetti delle varie caratteristiche strutturali di ogni proprietà: scoprendo il periodo dell'anno era sempre statisticamente significativo al 99% per quanto riguarda i ricavi e che avere un intero appartamento aumenta il prezzo per notte del 51,1% e i ricavi del 51,2%. Per quanto riguarda i tratti veri e propri dell'annuncio, viene sottolineato che una foto in più può portare ad un aumento del prezzo e dei ricavi (0,3% e 0,1% rispettivamente), così come il numero di recensioni può portare a un aumento del 0,8% dei ricavi, nonostante la previsione di un calo del prezzo del 0,05%. Il prezzo idoneo per ogni offerta presente sulla piattaforma è quindi definito dall'algoritmo, che tiene conto della differenziazione del prodotto generata da tali fattori.

Dai livelli di domanda e offerta, l'algoritmo di pricing stabilisce il prezzo da consigliare ai propri host. Airbnb incontra molte complicazioni: la domanda di riferimento non è un dato istantaneo, è fortemente influenzata da fattori stagionali o occasioni eccezionali, inoltre la domanda deve essere prevista con anticipo, la stessa proprietà prenotata con preavviso di un mese o settimane dovrà avere un prezzo stimato differente rispetto ad una prenotazione per l'indomani. I dati storici sono fondamentali per poter creare i prezzi e stimare la curva di previsione della domanda futura per un determinata zona.

Nello specifico, come illustrato nella *Figura 3.4*, il sistema di pricing è composto da tre componenti principali. Inizialmente, viene prevista la probabilità di prenotazione per ciascuna notte dell'inserzione utilizzando un modello di classificazione binaria. Successivamente, un modello di regressione per inserzione utilizza una funzione di perdita personalizzata per guidare l'apprendimento e prevede il prezzo "ottimale" per ciascuna notte dell'inserzione. La feature di input del modello di regressione è la probabilità di prenotazione prevista dal primo modello. L'output del secondo modello viene poi combinato con una logica di personalizzazione aggiuntiva che tiene conto degli obiettivi di hosting, precedentemente elencati come le occasioni speciali, ecc., per fornire le suggerimenti finali di prezzo.



Figura 3.4: Overview del sistema di pricing[73]

Nonostante host sia libero di fissare il prezzo a proprio piacimento, Airbnb comunque lascia dei suggerimenti, calcolati come illustrato dalla figura precedente, che nello specifico si dividono in due tipologie di prezzi[73]:

- *Price tips*, dove Airbnb colora i prezzi correnti sul calendario per informare gli host con la probabilità che la notte venga prenotata, e una volta che l'host seleziona una particolare notte, Airbnb mostra il loro suggerimento sui prezzi nel pannello di impostazione dei prezzi sul lato destro del calendario, fornendo anche spiegazioni sul perché del suggerimento;
- *Smart Pricing*, gli host possono impostare un prezzo minimo e un prezzo massimo, dove i loro prezzi potrebbero oscillare. Quindi i nuovi suggerimenti sui prezzi, che sono compresi tra i prezzi minimi e massimi, vengono automaticamente adottati per tutte le notti disponibili

A differenza dei problemi di pricing convenzionali, in cui le strategie di pricing vengono applicate a una grande quantità di prodotti identici, ogni inserzione su Airbnb offre valori e esperienze uniche agli ospiti, rendendo difficile stimare una curva di domanda accurata necessaria per le strategie di massimizzazione del ricavo convenzionali. I suggerimenti precedentemente mostrati tentano di gestire l'incertezza della domanda offrendo dei prezzi ottimali che vengono aggiornati ogni giorno a secondo la miglior comprensione delle dinamiche di mercato.

Capitolo 4

Dati e Metodologia

In questo capitolo sarà descritta la metodologia che ha portato all'analisi del fenomeno. Nello specifico, verrà illustrata la struttura del dataset e un'analisi descrittiva di quest'ultimo. Infine sarà esposto il modello econometrico utilizzato per sviluppare i risultati riportati nel *Capitolo 5*.

4.1 Struttura del dataset

Per poter effettuare questa analisi sono state prese in considerazione tre diverse tabelle, estratte da due diversi database. Tutte le informazioni trattate risalgono fino al 31 Dicembre 2019. Le prime due appartengono allo stesso database e forniscono informazioni sulla proprietà, quindi sul lato dell'offerta. La terza tabella invece fornisce informazioni sui consumatori, quindi sul lato della domanda. Un'illustrazione più dettagliata delle metriche si trova nell'*Allegato A*, a seguire una breve descrizione delle tabelle:

- La tabella ***RomaProperty***, dove ciascuna riga rappresenta una specifica proprietà con il suo identificativo. Questa tabella fornisce informazioni specifiche, sia sulla struttura della proprietà (numero di bagni, numero di stanze), sulla posizione (latitudine, longitudine, municipio), sulla tipologia di servizio che prone (policy di cancellazione, richiesta del deposito cauzionale, lunghezza minima del soggiorno) e come appare sulla piattaforma (numero di foto, numero di recensioni e overall rating), per ciascuna proprietà presente a Roma fino a fine 2019. Inoltre fornisce un identificativo univoco per ciascun proprietario.
- La tabella ***RomaMonthlyPerformance***, dove ciascuna riga rappresenta le entrate di quella specifica proprietà in un determinato mese. Proprio in questa tabella si trova il prezzo, calcolato come ricavo medio su notte prenotata.

- La tabella *RomaDatiCustomers*, proveniente dal secondo dataset, dove ciascuna riga riporta informazioni sugli utenti, come la nazionalità o il grado di istruzione, che hanno lasciato una recensioni su quella specifica proprietà in una determinata data.

Per interrogare le tabelle, è stato utilizzato il linguaggio di programmazione Python, le cui librerie sono particolarmente adatte per trattare ingenti moli di dati. È stato creato un database, la cui descrizione sarà approfondita nel paragrafo successivo, formato dalle prenotazioni degli utenti che fino a Dicembre 2019 sono stati almeno una due volta nella città di Roma. Le tre tabelle provengono da due diversi dataset perciò non è detto che tutte le *Property Id* contenute nella terza tabella si trovino anche nelle altre due. Per questo, dato che le informazioni della terza tabella sono fondamentali perché riguardano nello specifico i consumatori, le unioni tra le tabelle sono state fatte discriminando rispetto alle proprietà contenute nella terza tabella. Così facendo la mole di dati sui cui effettivamente è stata effettuata l'analisi è diminuita ma ha permesso di avere dei punti di riferimento completi. L'unione dei dati è stata effettuata utilizzando un nuovo identificativo creato dall'unione tra l'identificativo delle proprietà (Property ID), contenute nella tabella dei consumatori e la data della recensione (Review Date).

Nel dataset finale, composto da tutte le colonne delle tre tabelle, sono state inserite altre colonne, fondamentali per strutturare le regressioni del modello econometrico. Nello specifico sono state inserite due colonne, una riguardante *l'anno* e l'altra il *mese* della prenotazione, per poi poter studiare la stagionalità del fenomeno durante la regressione e una colonna chiamata *frequenza*, che indica la frequenza cumulata delle prenotazioni per ciascun utente: quando un consumatore appare solo con una prenotazione è 1, alla prossima prenotazione che effettua è 2 e così via. Inoltre è stata inserita una colonna chiamata *Ritornante*, che assume valore 1 se il consumatore è tornato nella stessa proprietà e 0 viceversa.

Dall'analisi dell'ultima tabella creata, vi sono dei ricavi mensili corrispondenti alla data della prenotazione pari a zero, perciò sono state eliminate tutte quelle righe con il valore della colonna ricavi nullo, dato che senza il ricavo mensile era impossibile calcolare il prezzo. Ma le proprietà cancellate rappresentavano una delle prenotazioni effettuate dall'utente, perciò in seguito sono stati eliminati anche tutti quegli utenti che dopo la pulizia dei dati risultavano avere solo una prenotazioni, dato che è fondamentale avere nella tabella solo utenti che sono tornati più di una volta a Roma.

4.2 Analisi descrittiva del dataset

Le tabelle originali erano composte da 71.533 proprietà, con 1.940.364 ricavi mensili registrati e 1.689.237 recensioni fatte diversi consumatori, questi dati corrispondono all'universo. Il campione finale su cui verranno svolte le analisi è formato da **51.274 prenotazioni** effettuate da **22.084 utenti** per **7.993 proprietà** diverse. Queste sono le prenotazioni effettuate dagli utenti che hanno soggiornato a Roma più di una volta fino al 31 Dicembre 2019. La tipologia di proprietà presenti nel dataset sono rappresentate nella *Tabella 4.1*.

Tipologia di proprietà	N° di proprietà	
Entire home/apt	5763	(72%)
Hotel room	164	(2,1%)
Private room	2003	(26%)
Shared room	63	(0,08%)
Totale	7993	

Tabella 4.1: Tipologia di proprietà

Come si può notare il 72% delle proprietà in cui i consumatori hanno effettuato almeno due prenotazioni sono appartamenti o intere case. Al contrario solo il 26% predilige una stanza privata. Questi dati sono in linea con le informazioni tratte dall'universo, in cui il 61% delle proprietà sono appartamenti o intere case e il 31% sono stanze private.

Roma, la capitale d'Italia, è uno dei più grandi poli storico culturali del mondo; nel 2019 aveva una densità demografica di 2.808.293 milioni di abitanti. Durante l'arco temporale in cui si è svolta l'analisi a Roma vi erano 116.000 alloggi sparsi nei diversi quartieri di Roma. Dopo Marzo 2013 la città è stata suddivisa in 15 municipi, che a loro volta sono divisi in rioni e quartieri. La differenza sostanziale tra rioni e quartieri risiede nella localizzazione della zona: se si trova dentro le mura aureliane, le più antiche, è detta "*rione*", mentre quella esterna alla cinta muraria, è detta "*quartiere*". Nello specifico i municipi sono divisi in:

Municipio	Popolazione (ab)	Densità (ab/kmq)
I - Centro Storico	167.330	8330,50
II - Parioli/Nomentano	167.649	8525,40
III - Monte Sacro	205.759	2099,00
IV - Tiburtino	174.638	3568,80
V - Prenestino/Centocelle	243.607	9049,50
VI - Roma delle Torri	256.878	2255,80
VII - Appio-Latino/Tuscolana/Cinecittà	305.003	6652,90
VIII - Appia Antica	130.089	2755,40
IX - Eur	183.476	1001,30
X - Ostia/Acilia	231.220	1533,90
XI - Arvalia/Portuense	154.974	2168,00
XII - Monte Verde	140.719	1925,80
XIII - Aurelio	133.388	1992,90
XIV - Monte Mario	191.851	1436,80
XV - Milvio	160.502	857,2
Non localizzati	1001	-
Totale	2.848.084	2213,30

Tabella 4.2: Popolazione iscritta in anagrafe al 31/12 per il municipio di Roma Anno 2019[74]

Gli alloggi disponibili su Airbnb sono fortemente concentrati nelle zone più centrali: la metà sono nel solo I Municipio (15.700), seguito a distanza da VII (2.500), II (2.300), XIII (2.100), XII (1.600) e V (1.200). Il minimo si registra nel VI (257), IX (398) e III (455) Municipio. Andando nel dettaglio delle zone urbanistiche, il maggior numero di alloggi si trova nel Centro Storico (4.200), a Esquilino (3.800), a Trastevere (1.840) e intorno al Vaticano. Ma sono degne di nota anche alcune zone della periferia storica ben collegate con il centro e con la stazione Termini quali San Giovanni, Pigneto, Tuscolano, Nomentano, San Lorenzo (500-700). La maggior parte delle proprietà del dataset si trovano nei municipi riportati nella *Tabella 4.3* e appositamente colorati all'interno della *Figura 4.1*.

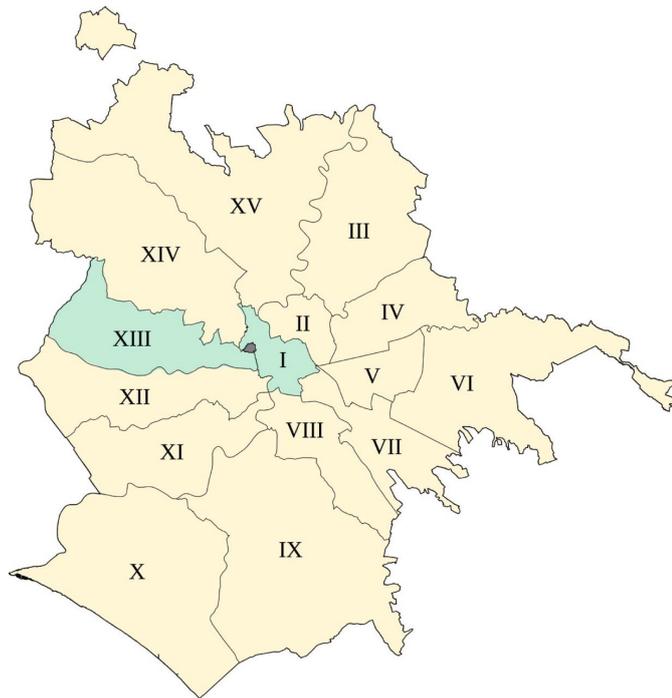


Figura 4.1: Mappa degli attuali 15 Municipi di Roma, come da delibera n. 8 del 7 marzo 2013 [75]

Nel campione di riferimento si ha un riscontro sul municipio di appartenenza solo per il 47% delle proprietà ma rimane in linea con i risultati dell'universo dove solo per il 58% delle proprietà ha questo riferimento. Anche i risultati ottenuti sul campione non si distaccano dalla realtà rappresentata nell'universo, i municipi con più affluenza sono il Municipio I (41%), che corrisponde al centro storico, che non solo è il più ampio centro storico del mondo, ma da dopo la delibera del 2013, racchiude vari quartieri, da Castro Pretorio a Trastevere, luoghi molto turistici ma ben distanti tra di loro.

Municipio	N° di proprietà	
Municipio I	3282	(41%)
Municipio XIII	450	(5,6%)

Tabella 4.3: Municipi in cui risiedono le proprietà del campione

Ogni host può segnalare una diversa tipologia di policy di cancellazione della prenotazione. Le varie opzioni sono state raggruppate in 3 diverse categorie: *flexible*, l'utente può cancellare fino a 24h prima del check-in e riottenere l'intera somma

pagata, *moderate*, la prenotazione può essere cancellata fino a 5 giorni prima con il completo risarcimento della somma pagata, *strict*, per ricevere un rimborso completo, gli ospiti devono annullare entro 48 ore dalla prenotazione e la cancellazione deve avvenire almeno 14 giorni prima del check-in. Se gli utenti si cancellano tra 7 e 14 giorni prima del check-in, verrà pagato il 50% per tutte le notti, se si cancellano dopo, verrà pagato l'importo totale. Come si denota dalla *Tabella 4.4*, nonostante vi sia un 0,5% di proprietà che non hanno segnalato la policy, riscontriamo che i consumatori preferiscono prenotare proprietà con policy di cancellazione moderate rispetto a quelle flexible. In realtà questo risultato sottolinea come i consumatori che tornano più di una volta prediligano strutture con politiche moderate rispetto alle flexible, questo dato è in contrasto con i risultati ottenuti dall'universo dato che la differenza tra le due politiche di cancellazione è irrisoria (2%). Infatti, su le 71.553 proprietà il 36,8% hanno politiche di cancellazione moderate e il 35,11% politiche di cancellazione flexible.

Politica di Cancellazione	N° di proprietà	
Flexible	2092	(26,2%)
Moderate	4129	(51,6%)
Strict	1729	(21,6%)

Tabella 4.4: Tipologie di politica di cancellazione delle proprietà nel campione

All'interno del campione estratto troviamo informazioni riguardanti la struttura della proprietà. Come si evince dalla *Tabella 4.5*, dove sono state raggruppate sia le informazioni riguardanti il numero di camere da letto che dei bagni nelle proprietà prenotate. Nonostante vi sia un 0,08% di dati mancanti per i bagni e un 4,1% per le camere da letto, la tabella descrive perfettamente le preferenze dei consumatori, che sono in linea con i risultati dell'universo: proprietà con una o due camere da letto e con uno o due bagni. Si nota che le abitazioni con una camera da letto sono il 66,3% del campione, che da una corretta rappresentazione dell'universo, dato che il 65% delle proprietà contenute in quest'ultimo hanno una sola camera da letto. Medesimo ragionamento si può svolgere per i bagni, dove 82,8% di proprietà del campione ha un solo bagno, che rappresenta la preferenza netta del consumatore a scegliere strutture con un bagno, confermando i risultati dell'universo, dove il 77% di proprietà ha questa caratteristica. Vi sono degli outsiders, con 10 camere da letto e 10 bagni, ma risultano irrilevanti per constatare le preferenze dei consumatori.

Camere da letto	N° di proprietà	Bagni	N° di proprietà
1	5300	1	6620
2	1833	2	1172
3	428	3	102
4	87	4	34
5	17	5	3
6	2	6	1
7	1	7	-
8	-	8	1
9	-	9	-
10	1	10	1

Tabella 4.5: Strutture delle proprietà: numero di camere da letto e bagni per proprietà nel campione

Tra le altre caratteristiche strutturali della proprietà si trova il numero massimo di clienti ospitabili per proprietà e la fee da pagare in caso di clienti extra. Come si può notare dalla *Figura 4.2*, che descrive i 5 range della fee rispetto al numero di proprietà, il 36,4% delle fee ricadono nel secondo range (10-20\$), in cui troviamo la fee più selezionata pari a 11\$(14,38%).

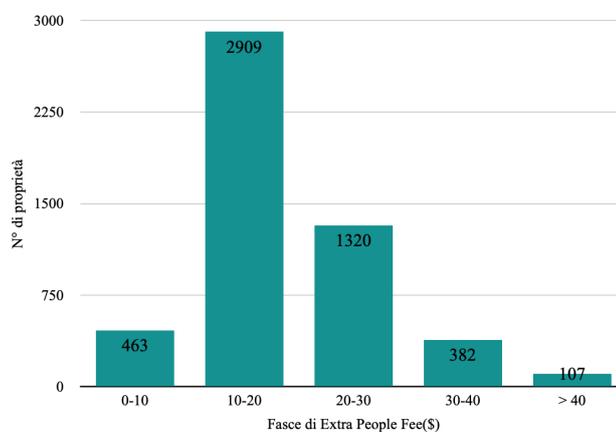


Figura 4.2: Numero di proprietà del campione rispetto alle fasce di extra people fee(\$)

La fee oscilla tra un minimo di 4\$ e un massimo di 168\$, sulle 5.074 (63%) proprietà che hanno segnalato il dato. La fee media del campione analizzato è

pari a 40,1\$, mentre la fee media dell'universo risulta essere di 84,73\$. Questa differenza può essere attribuita al fatto che l'universo comprende un numero maggiore di osservazioni rispetto al campione. Essendo l'universo di dati più ampio, esso incorpora una varietà più ampia di situazioni e contesti, inclusi prezzi più elevati che influenzano la media complessiva. D'altro canto, il campione rappresenta solo una selezione limitata di osservazioni, quindi può presentare una fee media inferiore rispetto all'intero universo. Ma nonostante la differenza della media anche nell'universo la fee più popolare è la stessa del nostro campione(11\$).

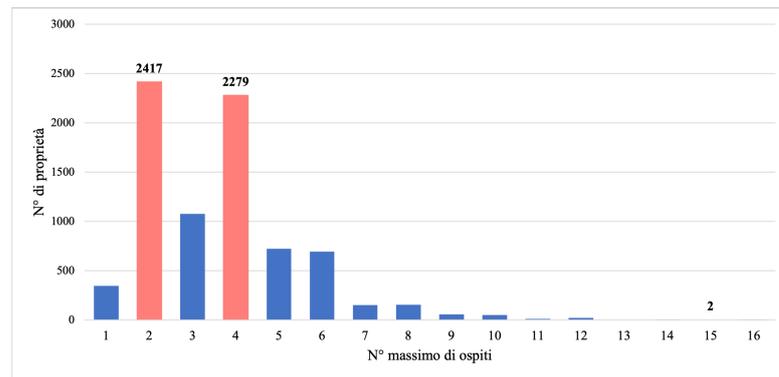


Figura 4.3: Numero di proprietà rispetto al numero massimo di clienti ospitabili del campione

La *Figura 4.3* rappresenta il numero massimo di clienti per proprietà ed è nettamente visibile che le proprietà con più prenotazioni sono quelle con un numero massimo di due ospiti(30%) seguite da quelle con quattro ospiti (29%). Questi risultati sono in linea con i valori riscontrati nell'universo dove anche lì le strutture più richieste sono con un numero massimo di ospiti pari a due (33,2%) e a quattro(24,36%). Tutto ciò sottolinea come in media gli utenti che sfruttano Airbnb più di una volta nei loro soggiorni a Roma siano coppie o famiglie. Inoltre è anche possibile inserire una fee per il deposito di sicurezza e una fee aggiuntiva per la pulizia, ma sono dati che non sono presenti per tutte le proprietà del campione: solo il 29% delle proprietà richiede il deposito cauzionale che oscilla da un minimo di 79\$ a un massimo di 4.908\$, al contrario il 71% delle proprietà richiede la fee aggiuntiva per la pulizia che è compresa tra un massimo di 331\$ a un minimo di 4\$. I valori del campione sono il linea con i valori dell'universo dove però essendoci più proprietà vi sono range di minimo e di massimo diversi, ma in questo caso vi sono più proprietà con la fee per la pulizia (56%) e la fee del deposito di sicurezza (25%).

Un ulteriore dato rilevante per la decisione dei consumatori di una determinata proprietà è il "Overall Rating", il punteggio della recensione che gli utenti lasciano alla fine del soggiorno. Sulle 7.993 proprietà è presente un "Overall Rating" per il 99,79% delle proprietà. Nello specifico nella *Tabella 4.6* si denota che il 97% delle proprietà del dataset ha una recensione con punteggio superiore a 4 e solo il restante 3% ha recensioni inferiori. Queste informazioni sono nettamente in contrasto con l'universo dato che nell'universo solo per il 66% delle proprietà abbiamo una recensione, ciò implica che i consumatori che tendono a tornare più di una volta non solo prediligono le abitazioni con delle recensioni ma anche quelle con recensioni molto alte.

Overall Rating	N° di proprietà	
<3	6	(0,1%)
3	24	(0,3%)
3.5	195	(2,4%)
4	1157	(14,3%)
4.5	2672	(33,4%)
5	3923	(49%)

Tabella 4.6: Punteggio della recensione rispetto al numero di proprietà nel campione

Sempre nel contesto delle recensioni si verificano delle oscillazioni tra un massimo di 711 e un minimo di una recensione, il minimo è assimilabile alle proprietà con i punteggi più bassi o quelle appena iscritte ad Airbnb. Perciò vi è una media di 83 recensioni per proprietà, il che significa che le proprietà all'interno del dataset non solo hanno ottimi punteggi ma sono anche ben recensite. Rispetto all'universo vi è una differenza di 70 recensioni tra le medie, riconducibile alla mole di proprietà dell'universo che è nettamente maggiore, ma nonostante ciò la media dell'universo non si distacca molto dal valore del campione. Questo sottolinea una stretta correlazione tra il numero di recensioni, il punteggio e la scelta ripetuta dei clienti nel selezionare quella proprietà. Un altro dato rilevante per la scelta dell'utente è il numero di foto presenti della proprietà: oscillano tra un minimo di 1 e il massimo 172, questo valore di massimo è un outlier (*Figura 4.4*) considerando che la media delle foto presenti è di 24 foto.

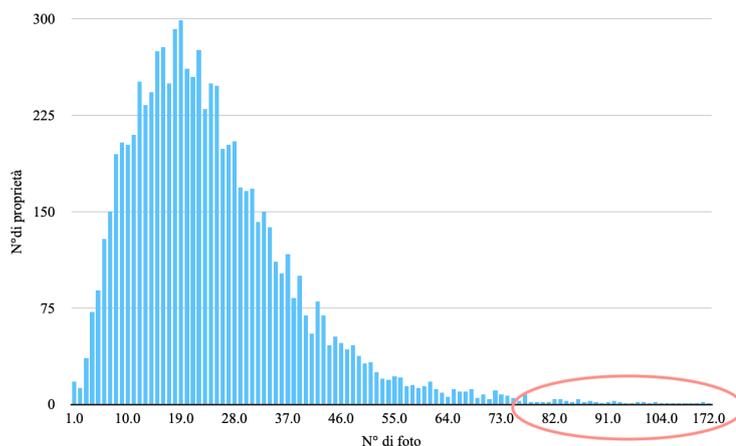


Figura 4.4: Distribuzione numero foto per annuncio della proprietà nel campione

Airbnb permette al consumatore di poter scegliere quelle proprietà che hanno la possibilità di essere prenotate immediatamente, senza la necessità di avere l'approvazione dal proprietario e delle 7.993 proprietà nel campione il 65,3% ha la possibilità di essere immediatamente prenotata senza approvazione. Questo dato è molto rilevante rispetto all'universo dato che solo il 49% delle proprietà dell'universo hanno questa opzione, perciò i consumatori del campione prediligono riuscire ad avere immediatamente la prenotazione piuttosto che attendere il proprietario.

Come è stato illustrato nei precedenti capitoli, ogni proprietà è univoca ma un Host può possedere più di una proprietà. Dalla *Tabella 4.7* si denota che il 62% degli Host possiede una sola proprietà ma vi un 8,2% che arriva a possederne anche due. Nell'universo solo per il 46% delle proprietà vi è il riferimento al proprietario, a differenza del campione dove è un informazione nota per il 75% delle proprietà e il 30% degli Host all'interno dell'universo possiede solo una proprietà, che è il linea con i risultati del campione.

N° di proprietà	N° Airbnb Host	
1	5024	(62%)
2	662	(8,2%)
3	209	(2,6%)
>3	174	(2,2%)

Tabella 4.7: Quantità di proprietà per host nel campione

Una volta descritto il dataset lato offerta, è stato necessario delineare una variabile che rappresentasse le abitudini e i comportamenti di acquisto del consumatore, per questo si è scelto la frequenza di acquisto come variabili principale dell'analisi del lato della domanda.

Sono 22.084 i differenti utenti che hanno prenotato una proprietà all'interno del campione. Questi utenti sono tornati almeno una volta a Roma, come si denota dalla *Figura 4.5*, alcune volte nella stessa proprietà altre in proprietà diverse. All'interno del campione 83,64% degli utenti è tornato solo due volte a Roma, il restante 16,35% dei consumatori ha visitato Roma almeno tre volte. Nello specifico solo 11% è tornato nella stessa proprietà più di una volta, il restante 89% è tornato a Roma più di una volta ma in diverse proprietà.

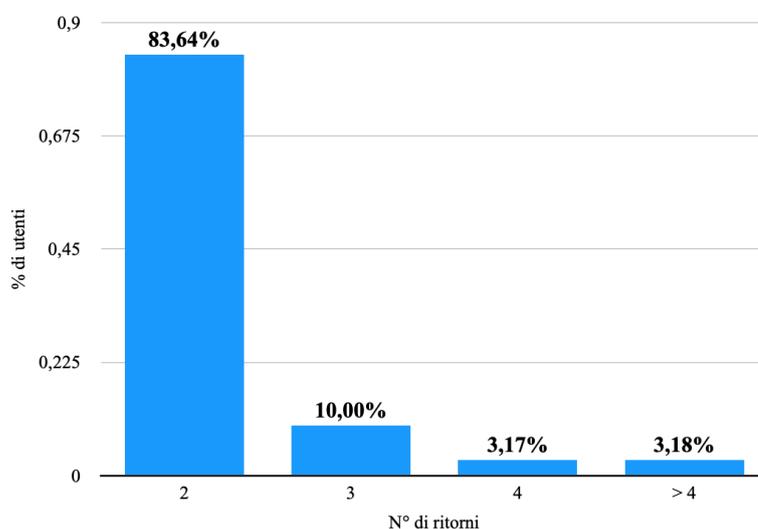


Figura 4.5: Percentuale di utenti che ritornano nel campione

Gli utenti che hanno effettuato le prenotazioni provengono da diverse zone del mondo, nello specifico su 22.084 utenti vi sono le informazioni riguardo la nazionalità di 20.843 (94%). Come si denota dalla *Figura 4.6*, gli utenti che hanno visitato Roma più di una volta fino a dicembre 2019 provengono dagli Stati Uniti (23%) e dall'Italia (27%), questo dato è in contrasto con le informazioni dell'universo dato che più del 36% dei consumatori dell'universo proviene dagli Stati Uniti. Dall'universo si denota che solo il 25% dei consumatori è proveniente dall'Italia, il che significa i consumatori italiani tendono a ritornare a Roma più di una volta rispetto ai consumatori provenienti dall'estero. Si può inoltre constatare che Roma è stata visitata da utenti di diverse nazionalità, tranne che da utenti provenienti

dall’Africa centrale o da alcune zone molte isolate; questo dato conferma i risultati dell’universo.

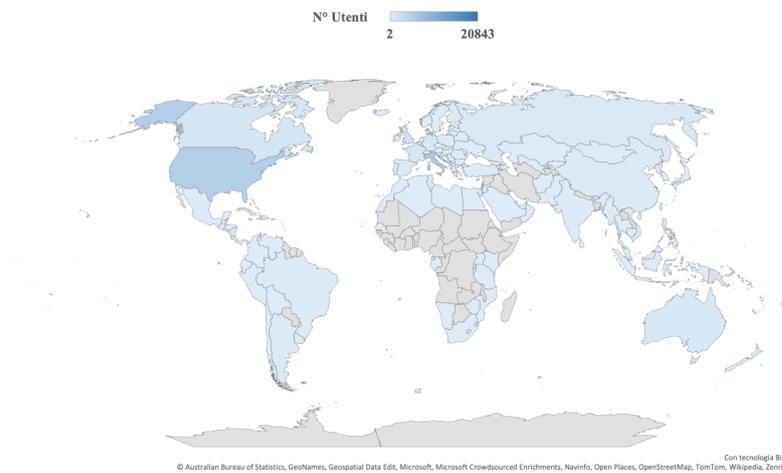


Figura 4.6: Nazionalità degli utenti del campione

La prenotazioni effettuate dagli utenti all’interno del campione iniziano nel 2014 e terminano alla fine del 2019. Dal grafico in *Figura 4.7*, vi è una crescita esponenziale nelle prenotazioni dal primo anno in cui si registrano i dati fino all’ultima estrazione, questo dato è in concordanza con i risultati ottenuti dall’universo, dove il 2019 è l’anno con più prenotazioni.

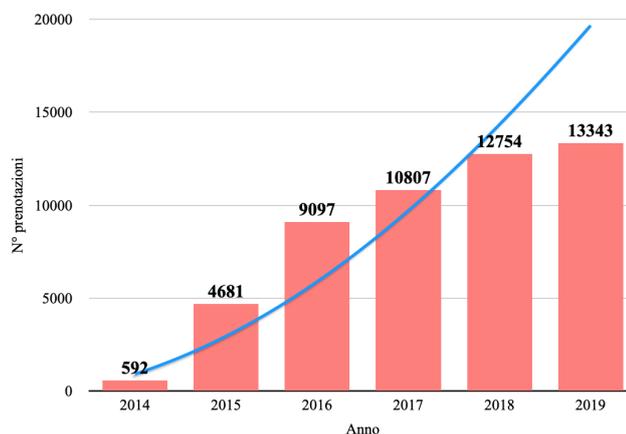


Figura 4.7: Prenotazioni totali per ciascun anno

Dalla *Figura 4.8*, si evince che il mese con più prenotazioni in aggregato tra tutti gli anni è Ottobre (10,8%), seguito da Maggio (10,1%) e Settembre(10,2%), questi dati sono in linea con le informazioni tratte dall'universo in cui Ottobre(12%) è il mese più gettonato, seguito da Maggio(10,64%) e Settembre (10,60%).

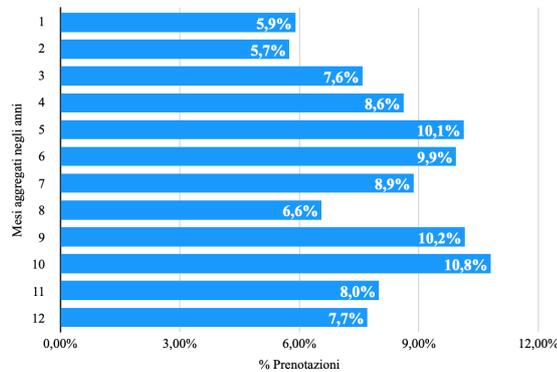


Figura 4.8: Prenotazioni totali per ciascun mese aggregato per anno

Il trend mensile nel 2019 (*Figura 4.9*), l'anno con maggior affluenza per il campione, conferma che i mesi con più visite siano Maggio(10,7%) e Settembre(9,8%), nonostante vi siano anche molte visite a Giugno(10,4%). I risultati mostrati non sono in linea con l'universo, dove Giugno (11,32%) è il mese con più visite, seguito da Ottobre(10,98%) ed infine Maggio(10,86%). Ciò sottolinea che il campione preferisce ritornare a Roma in mesi differenti nel 2019 rispetto ai consumatori nel medesimo anno dell'universo.

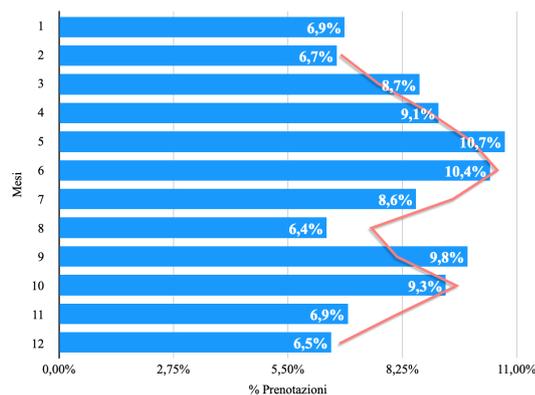


Figura 4.9: Prenotazioni totali per ciascun mese nel 2019

La principale variabile dipendente per lo sviluppo del modello econometrico è il prezzo, che è stato calcolato come:

$$P = \frac{\text{Ricavo medio mensile}}{\text{Numero di notti prenotate}}$$

La *Figura 4.10* rappresenta le sei fasce di prezzo medio delle prenotazioni delle proprietà all'interno del campione, da cui si evince che il 51% delle proprietà ha un prezzo medio di prenotazione tra il range di 50-100\$. Questo dato non è completamente il linea con l'universo dove il 58% delle proprietà ha un prezzo medio per prenotazione nella prima fascia 0-50\$, ciò sottolinea che i consumatori che tendono a tornare più di una volta, al netto del periodo della prenotazione, hanno una disponibilità a pagare maggiore.

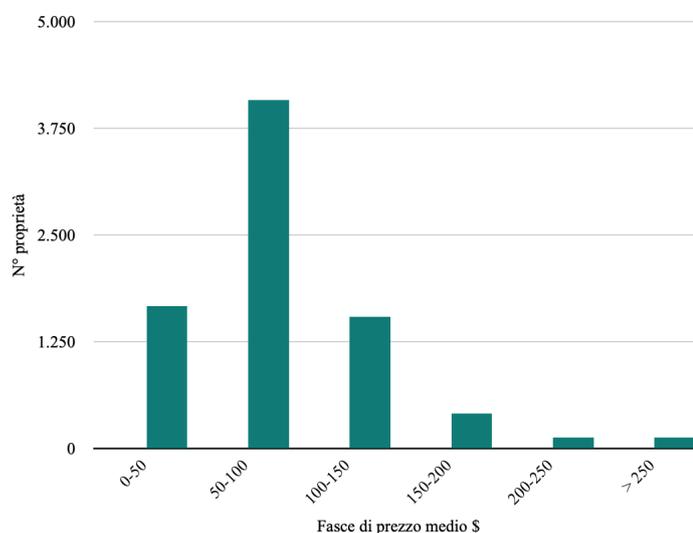


Figura 4.10: Numero di proprietà per fascia di prezzo medio del campione

Nelle *Figure 4.11 e 4.12* sono rappresentati il totale di proprietà rispetto alle fasce di prezzo massimo e di prezzo minimo. I dati del campione sono in linea con i dati dell'universo dove il 27% delle proprietà ha il prezzo massimo nella seconda fascia 50-100\$ ma in contrasto con i dati forniti dal grafico nella *Figura 4.12*, dove nell'universo il 95% dei prezzi minimi risiede nelle prima fascia 0-50\$. Ciò significa che il prezzo minimo nel campione è più alto di quello dell'universo, perciò i consumatori che tendono a ritornare a Roma hanno una maggiore disponibilità a pagare.

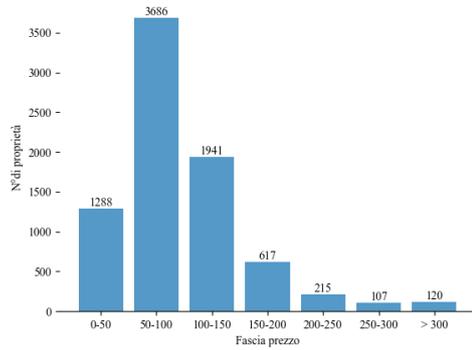


Figura 4.11: Numero di proprietà per fascia di prezzo massimo del campione

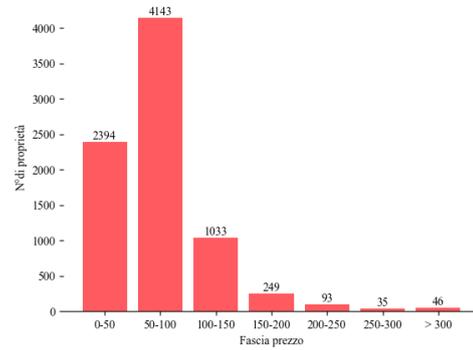


Figura 4.12: Numero di proprietà per fascia di prezzo minimo del campione

Nella *Tabella 4.8*, è possibile osservare le statistiche riassuntive per il prezzo medio rispetto alla frequenza di prenotazione dei dati contenuti nel campione. Quest'ultima è stata categorizzata in 5 fasce diverse, così suddivise dopo l'analisi effettuata nella *Figura 4.5*, che riporta la frequenza di prenotazione dei consumatori. Come si può notare il prezzo medio oscilla tra i 75\$ e gli 84\$ e dopo le prime due prenotazioni tende a diminuire. Non è da considerarsi un dato significativo il valore del prezzo con la frequenza maggiore di quattro, dato che è influenzato dall'aggregato molti valori differenti tra di loro.

Categoria	Media	Mediana	Std	Min	Max
Frequenza 1	84,222	76,191	45,493	10,932	871,214
Frequenza 2	84,802	75,224	49,448	10,932	1372,5
Frequenza 3	78,864	71,588	44,749	11,943	746,017
Frequenza 4	76,388	68,378	44,862	12,625	479,0
Frequenza >4	79,489	70,931	48,097	14,462	672,164

Tabella 4.8: Statistiche descrittive del prezzo medio nel campione

Un'altra variabile di estremo interesse che ha portato allo sviluppo del modello econometrico è il prezzo alla prima prenotazione. Come si denota nella *sezione 2.3.3*, dove viene esposto il modello teorico di Acquisti e Varian, il primo acquisto è fondamentale per poter studiare il comportamento del consumatore e quello dell'azienda in caso di acquisto ripetuto.

Si è quindi analizzato il rapporto tra il prezzo della prenotazione corrente e il prezzo della prima prenotazione, allo scopo di verificare la rilevanza empirica della teoria sui dati del campione. Nello specifico questo rapporto è associato ad una nuova variabile:

$$P_{rapporto} = \frac{P}{PF_1}$$

Nella *Tabella 4.9* è possibile osservare le statistiche riassuntive per la nuova variabile prezzo rapporto rispetto alla frequenza di prenotazione dei dati contenuti nel campione. Per poter creare le statistiche descrittive è stata eliminata dal dataset la prenotazione con frequenza pari ad uno, dato che la variabile prezzo rapporto avrebbe assunto solo valore 1. La frequenza di prenotazione è stata divisa in 6 diverse categorie sia per i risultati elaborati dalla *Figura 4.5* che per creare con precisione l'istogramma descrittivo della variabile(*Figura 4.13*).

Categoria	Media	Mediana	Std	Min	Max
Frequenza 2	1,11	0,998	0,591	0,049	14,545
Frequenza 3	1,103	0,991	0,601	0,059	9,988
Frequenza 4	1,087	0,974	0,630	0,193	11,218
Frequenza 5	1,103	0,984	0,697	0,216	9,808
Frequenza 6	1,056	0,969	0,511	0,122	5,390
Frequenza >6	1,033	0,965	0,453	0,199	4,951

Tabella 4.9: Statistiche descrittive del prezzo rapporto nel campione

Come si evince dall'istogramma,*Figura 4.13*, dove è stato opportunamente segnalato il valore pari a uno, in cui la variabile prezzo rapporto indica la prima prenotazione, il 49% delle prenotazioni ha un prezzo inferiore a uno, perciò è soggetta a uno sconto. Da questa analisi empirica è nata l'idea di base per il modello econometrico: valutare se la frequenza di prenotazione incida sulla creazione del prezzo.

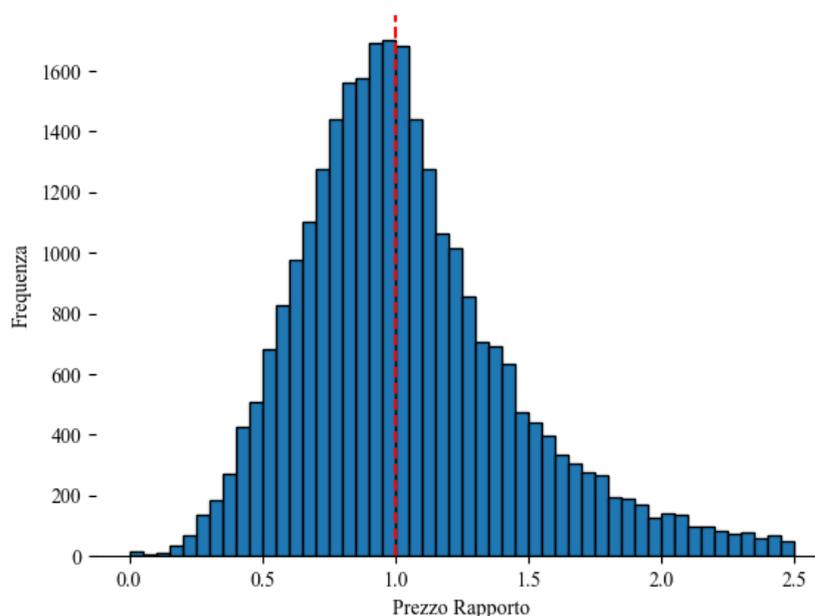


Figura 4.13: Istogramma della variabile prezzo rapporto

Inoltre per studiare se la distanza temporale tra la prima prenotazione e le successive prenotazioni giocasse un ruolo nella discriminazione di prezzo è stata introdotta una variabile chiamata distanza temporale. Quest'ultima variabile stima la distanza temporale tra la prima prenotazione e le successive, infatti è stata calcolata come:

$$\Delta T = T^{f_1} - T^{f_i}$$

Dove T^{f_1} è la data della prima prenotazione, T^{f_i} è la data della i -esima prenotazione. Nella *Tabella 4.10* è possibile osservare le statistiche descritte della variabile distanza temporale, da cui si denota che la distanza media tra la prima prenotazione e le successive è pari a 85 giorni. Questa variabile, opportunamente trasformata sarà fondamentale nel modello econometrico per poter valutare diversi fattori come l'influenza della stagionalità o dell'inflazione sulle dinamiche di prezzo.

	Media	Std	Min	Max
ΔT	85,44	225,60	0	1856

Tabella 4.10: Statista descrittiva della differenza temporale

Per l'ultimo sviluppo del modello econometrico è stata introdotta una nuova variabile di controllo per valutare l'effetto della qualità non osservata sul modello, rappresentata nella *Figura 4.14*. Questa nuova variabile è stata stimata tramite i dati di una nuova tabella creata tra la fusione delle proprietà prenotate dei consumatori e i ricavi mensili di quest'ultime. Infatti l'istogramma rappresenta la qualità non osservata per solo l'anno 2019 e non tutti gli anni contenuti nella tabella, in modo da poter rappresentare al meglio il fenomeno. La distribuzione normale descrive il nuovo effetto fisso della qualità relativa che viene aggiustato rispetto all'errore standard. E' stata tracciata una linea rossa che rappresenta la mediana in modo da poter spaccare il campione in due fasce: quella di alta qualità, al di sopra della mediana e quella di bassa qualità, al di sotto della mediana. Grazie a questa divisione del campione verrà approfondito il ruolo della qualità non osservata all'interno del modello.

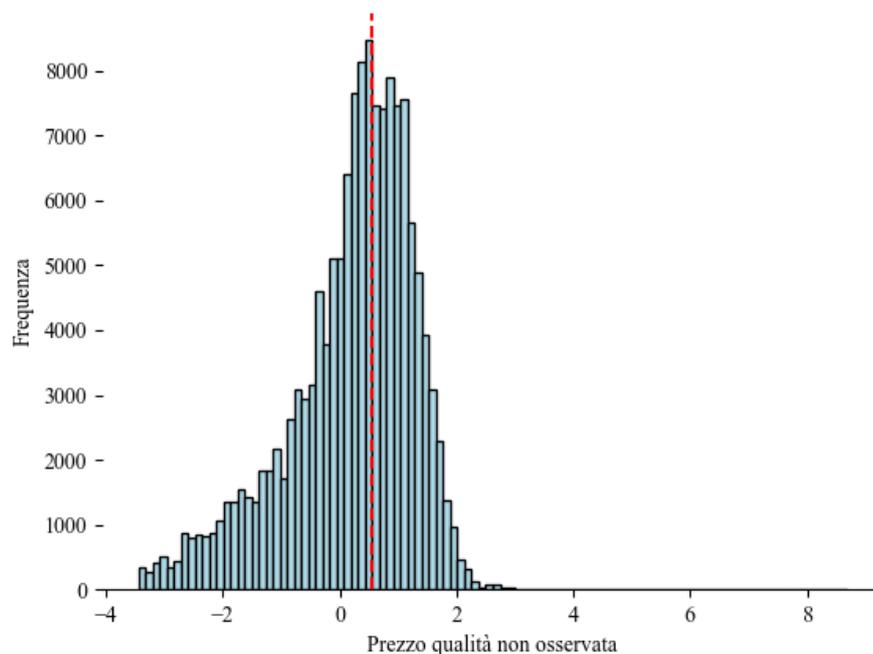


Figura 4.14: Istogramma della variabile prezzo nel 2019 stimata tramite la qualità non osservata

4.3 Modello econometrico

Le variabili di riferimento per il modello econometrico sono state estratte dal dataset descritto nel paragrafo precedente. Queste variabili includono il prezzo per notte pagato in corrispondenza della singola prenotazione, il prezzo alla prima prenotazione e la distanza temporale.

Per creare i modelli di regressione sono state considerate tutte le prenotazioni successive alla prima dei soggetti che hanno visitato una specifica property con frequenza maggiore di 1, dato che l'obiettivo era proprio quello di isolare il fenomeno del ritorno del consumatore. Le osservazioni ottenute corrispondono a 28.641 prenotazioni, ovviamente più della metà delle quali di visitatori che hanno ripetuto due o più volte una prenotazione nella medesima property. La principale variabile dipendente è il prezzo, precedentemente descritto, che per semplicità di notazione nel modello sarà rappresentato da P_i .

Il modello econometrico di base implementato nell'analisi è il seguente:

$$P_i = \beta P_i^{f1} + \gamma P_i^{f1} \Delta T_i + \varepsilon_i \quad (4.1)$$

dove:

- $i = 1, \dots, 28.641$ prenotazioni;
- P_i , il prezzo da stimare come variabile dipendente;
- β , il fattore di sconto;
- P_i^{f1} , il prezzo alla prima prenotazione;
- γ , il tasso di inflazione annua;
- ΔT_i , la differenza temporale annua tra le prenotazioni;
- ε_i , il *random error* che rappresenta la parte non spiegata o residua della variabilità del prezzo della prenotazione che il modello non riesce a catturare.

Come si può notare in questo modello, come nelle successive evoluzioni, è stata eliminata la costante, dato che il coefficiente della costante rappresenta il valore medio della variabile dipendente quando tutte le variabili indipendenti sono uguali a zero. Pertanto, rimuovendo la costante, i coefficienti delle variabili indipendenti rappresenteranno il cambiamento medio nel valore della variabile dipendente per un cambiamento unitario nelle variabili indipendenti, senza alcun valore di base predefinito.

Sulla base del modello iniziale (eq. 4.1) sono stati sviluppati altri due modelli con nuove variabili indipendenti. Nel modello riportato nell'equazione 4.2, viene inserita la stagionalità. Nello specifico:

$$P_i = \beta P_i^{f1} + \gamma P_i^{f1} \Delta T_i + \sum_{t=1}^{12} \rho_t M_t P_i^{f1} + \varepsilon_i \quad (4.2)$$

dove oltre alle variabili del modello base, si trova:

- $t = 1, \dots, 12$ mesi;
- P_i^{f1} , il prezzo alla prima prenotazione;
- ρ_t , tasso di sconto rispetto al mese;
- $\sum_{t=1}^{12} \rho_t M_{it} P_i^{f1}$, la sommatoria da gennaio a dicembre del prodotto tra la variabile categorica mese e il prezzo alla prima prenotazione.

Nella seconda evoluzione del modello di base (eq. 4.3), viene inserita anche una variabile indipendente per poter studiare se effettivamente vi sia uno sconto nei casi in cui il cliente torni più di una terza volta. Nello specifico:

$$P_i = \beta P_i^{f1} + \gamma P_i^{f1} \Delta T_i + \sum_{t=1}^{12} \rho_t M_t P_i^{f1} + \theta P_i^{f1} D_i^{f>2} + \varepsilon_i \quad (4.3)$$

dove oltre alle variabili del modello nell'equazione 4.2, troviamo:

- θ , tasso di sconto rispetto all'acquisto ripetuto dopo la seconda prenotazione;
- P_i^{f1} , il prezzo alla prima prenotazione;
- $D_i^{f>2}$, la dummy che assume valore 1 per tutte le prenotazioni che hanno la frequenza maggiore uguale a 3.

Inoltre per completare l'analisi si è scelto di creare: un test sui coefficienti di stagionalità per valutare se differiscono in modo statisticamente significativo da 1 e il coefficiente di Farronato, per creare una nuova variabile di controllo per stimare la qualità inosservata del modello.

La stima del prezzo può essere influenzata da delle caratteristiche nascoste che differiscono tra le prenotazioni. Secondo Farronato e Fradkin [76] una maggiore qualità nascosta è rappresentata da prezzi più elevati, infatti nella creazione del modello econometrico è stata introdotta una nuova variabile di controllo al fine di affrontare questi fattori mancanti. Questa assunzione consente di stimare l'eterogeneità qualitativa all'interno delle prenotazioni, senza dover affrontare le caratteristiche non osservabili dei dati. La nuova variabile di controllo, risulta essere continua con media zero e distribuzione quasi normale, è stata calcolata nel seguente modo: una volta calcolato il *prezzo medio per ospite*, pari al rapporto tra il prezzo della prenotazione e il numero di letti disponibili, è stata eseguita una regressione sui dati panel per stimare il logaritmo del prezzo per ospite considerando la tendenza temporale, gli effetti fissi del mese, dell'anno e gli effetti fissi individuali relativi alle singole prenotazioni. Per minimizzare eventuali distorsioni sono stati applicati i predittori Empirical Bayes e calcolati gli effetti fissi. Una volta calcolata la variabile di controllo è stata aggiunta al modello rappresentato nell'*equazione 4.3*, con lo scopo di valutare l'effetto della bassa o alta qualità non osservata sulla stima del prezzo.

Le analisi econometriche sono state realizzate con il software Stata. Per effettuare le regressioni riguardanti il modello di base e le sue evoluzioni è stato utilizzato il comando *"reg"* con la specifica *"nocostant"*, per escludere la costante. Attraverso il comando *"lincom"*, si eseguirà il test d'ipotesi e si calcoleranno gli intervalli di confidenza per le combinazioni lineari dei coefficienti stimati della stagionalità nel modello base di regressione, al fine di determinare se differiscono da 1. Durante la stima della nuova variabile di controllo è stata eseguita la regressione con il comando *"xtreg"* per poi lanciare diversi script con l'obiettivo di stimare al meglio il prezzo condizionato dalla qualità non osservata. Il codice di stata utilizzato per le regressioni si trova nell'*Allegato B1*, mentre nell'*Allegato B2-B3*, si trova il codice utilizzato per lo sviluppo del test di ipotesi, della nuova variabili di controllo e del modello di regressione con la variabile che identifica la qualità non osservata.

Limitazioni del modello econometrico

L'unica limitazione del modello econometrico risiede nella sua capacità di approssimare con precisione il prezzo effettivamente pagato dal consumatore per una determinata proprietà nel caso in cui ci siano più prenotazioni per quella stessa proprietà in un mese specifico. Questo è dovuto al fatto che il prezzo della prenotazione dal modello è basato su un'approssimazione, precedentemente illustrata nell'analisi descrittiva.

A causa della struttura dei dataset originari, non è stato possibile creare il match perfetto tra la prenotazione e il prezzo pagato dal consumatore in presenza di più prenotazioni della stessa proprietà nello stesso mese. Tuttavia, nel suddetto modello quando ci sono più prenotazioni per la stessa proprietà in un mese, il prezzo reale pagato dal consumatore può variare da quello stimato dal modello ma l'approssimazione del prezzo rende comunque il modello utile per valutare il comportamento complessivo dei consumatori e degli host in caso di acquisti ripetuti.

Capitolo 5

Stime econometriche

In questo capitolo saranno illustrati e commentati i risultati delle analisi econometriche finalizzate a testare le ipotesi che i prezzi di Airbnb siano influenzati sia da stagionalità che inflazione e che in caso di acquisti ripetuti, i prezzi che i consumatori pagano siano soggetti a dinamiche BBPD, come gli sconti.

5.1 Ipotesi della ricerca

In questa tesi, si propone di esaminare il comportamento dei prezzi nel tempo e di valutare l'effetto di due fattori: lo sconto e le variazioni stagionali e inflazionistiche. Il modello si basa su due ipotesi fondamentali.

H1: I prezzi Airbnb presentano una dinamica dettata sia da un trend inflazionistico, sia da una marcata stagionalità

La prima ipotesi riguarda la presenza di variazioni stagionali e inflazionistiche nei prezzi. Si suppone che i prezzi possano fluttuare non solo per motivi di stagionalità, ad esempio in determinati periodi dell'anno, ma anche a causa dell'andamento generale dell'inflazione nel tempo. Queste variazioni potrebbero essere influenzate da fattori esterni come eventi stagionali, festività o tendenze economiche. Pertanto, si intende analizzare se sia presente un effetto significativo di stagionalità e inflazione sui prezzi delle prenotazioni.

H2: Al netto dei movimenti di prezzo stagionali e inflazionistici, i consumatori che effettuano acquisti ripetuti sono soggetti alle condotte BBPD, nello specifico gli host offrono sconti

La seconda ipotesi, dopo aver studiato l'influenza della stagionalità e degli effetti inflazionistici sul prezzo, si concentra sulla dinamica dei prezzi nel tempo. Si sospetta che i prezzi non siano costanti, ma piuttosto che possano variare nel corso del periodo di osservazione, a seconda della frequenza di acquisto del consumatore. In particolare, si ipotizza che per acquisti ripetuti sia presente uno sconto applicato ai prezzi nel tempo. Pertanto, si intende valutare se l'esistenza di uno sconto influenzi significativamente i prezzi delle prenotazioni per tutti quei consumatori che effettuano acquisti ripetuti. Per supportare questa ipotesi della variabilità dei prezzi verrà anche svolto il test sulla significatività statistica della stagionalità, per poter valutare le veridicità dello sconto. Inoltre per poter constatare l'origine dello sconto verrà introdotto una variabile di controllo per poter stimare l'influenza della qualità non osservata.

Attraverso l'utilizzo di un modello econometrico e l'analisi dei dati di quest'ultimo, cercheremo di verificare queste due ipotesi e valutare l'effetto dello sconto, nonché l'impatto di fattori stagionali e inflazionistici sui prezzi delle prenotazioni ripetute.

5.2 Discussione risultati econometrici

La *Tabella 5.1* riporta le stime del modello base (*eq. 4.1*), anche denominato *M0* e delle sue due evoluzioni (*eq. 4.2* e *eq. 4.3*), una contenente la stagionalità, anche denominata *M1* e il modello *M2* che rappresenta l'ultima evoluzione del modello con l'influenza della frequenza di acquisto sul prezzo. Il modello è stato elaborato escludendo tutte le prime prenotazioni, cioè con frequenza pari ad uno, infatti il numero di osservazioni elaborate per le tre casistiche è pari a 28.641.

	M0	M1	M2
P_i^{f1} (error)	0,888*** (0,003)	0,833*** (0,013)	0,833*** (0,013)
$P_i^{f1} \Delta T_i$ (error)	0,015*** (0,005)	0,018*** (0,005)	0,022*** (0,006)
2 Month	X	-0,079*** (0,018)	-0,079*** (0,018)
3 Month	X	-0,008 (0,016)	-0,008 (0,016)
4 Month	X	0,144*** (0,016)	0,144*** (0,016)
5 Month	X	0,094*** (0,016)	0,094*** (0,016)
6 Month	X	0,103*** (0,015)	0,103*** (0,015)
7 Month	X	0,055*** (0,016)	0,055*** (0,016)
8 Month	X	0,015 (0,017)	0,015 (0,017)
9 Month	X	0,119*** (0,017)	0,119*** (0,017)
10 Month	X	0,105*** (0,016)	0,105*** (0,016)
11 Month	X	-0,102*** (0,016)	-0,102*** (0,016)
12 Month	X	0,069*** (0,017)	0,069*** (0,017)
$P_i^{f1} D_i^{f>2}$ (error)	X	X	-0,009 (0,008)
Num.oss	28641	28641	28641
R_2	0,7646	0,7696	0,7696
R_{2adj}	0,7645	0,7695	0,7695

Tabella 5.1: Regressione lineare del modello di base nelle varie casistiche

In tutte tre le casistiche, il coefficiente di determinazione (R^2), che rappresenta la proporzione di varianza della variabile dipendente che viene spiegata dalle variabili indipendenti del modello, e il R^2 adjusted, una versione corretta del coefficiente di determinazione, che tiene conto del numero di variabili indipendenti e del numero di osservazioni nel modello, sono assimilabili come uguali. Questo suggerisce che il modello ha una buona capacità di adattarsi ai dati e spiegare la variazione nella variabile dipendente. Nel caso $M0$, il modello di regressione spiega il 76,46% della

¹ Robust standard errors sono tra parentesi. *** p<0.01; ** p<0.05; * p<0.1.

variazione nella variabile dipendente, senza alcun effetto correttivo per il numero di variabili o il numero di osservazioni nel modello. Con l'aggiunta delle altre due variabili indipendenti R^2 aumenta (76,96%), ciò implica che a parità di osservazioni, con più variabili indipendenti il modello riesce a spiegare più varianza.

Nel modello $M0$, l'effetto della discriminazione al margine è pari all'88,8%, il che sottolinea che tra il prezzo al netto dello sconto e quello della prima prenotazione (P_i^{f1}) vi è uno scarto dell'11,2%. Ricordando che la distanza temporale tra le prenotazioni è misurata in anni, il modello $M0$ suggerisce che lo sconto del 11,2% va inteso al netto di una inflazione annualmente misurata dell'1,5% circa. Già nel modello $M0$ si nota che vi sia uno sconto per i consumatori che effettuano acquisti ripetuti e che la distanza temporale incida generando un effetto inflazionistico discretamente rivelante.

Con l'introduzione della stagionalità all'interno del modello base (eq. 4.1) il fattore di sconto, al netto dell'inflazione, è aumentato del 5,5%, arrivando al 16,7%. Nel passaggio al modello $M1$, il tasso di inflazione annua aumenta dello 0,3%, il che significa che il prezzo finale di ogni prenotazione successiva alla prima è caratterizzata da uno sconto medio del 16,7% al netto di effetti stagionali e di un'inflazione dell'1,8% su base annua. Nella *Tabella 5.1*, con riferimento a $M1$ mostra l'effetto congiunto della stagionalità e dello sconto per la "fedeltà" del cliente. Questo perché ovviamente in media lo sconto effettivamente applicato non può prescindere dal fatto che le prenotazioni successive alla prima si avvantaggeranno di sconti maggiori o minori anche in relazione del fatto che tali prenotazioni siano fissate in periodi di alta o bassa stagione. In concordanza con l'analisi descrittiva, risulta che i mesi di Maggio, Settembre e Ottobre, nei quali vengono effettuate il maggior numero di prenotazioni all'interno del campione, sono quei mesi in cui il fattore di sconto mensile è minore. Per poter valutare se vi fosse una variazione temporale del prezzo tra i vari mesi, è stato sviluppato un test d'ipotesi sulla stagionalità, i cui risultati si riportano nella seguente tabella:

Test	Coefficient (error)	Confidence interval	
1 Month	-0,165*** (0,013)	-0,191	-0,139
2 Month	-0,244*** (0,013)	-0,269	-0,218
3 Month	-0,1744*** (0,011)	-0,195	-0,1527
4 Month	-0,0225*** (0,010)	-0,043	-0,003
5 Month	-0,072*** (0,008)	-0,089	-0,055
6 Month	-0,064*** (0,008)	-0,081	-0,046
7 Month	-0,111*** (0,009)	-0,130	-0,092
8 Month	-0,1520*** (0,0109)	-0,173	-0,131
9 Month	-0,047*** (0,0090)	-0,065	-0,029
10 Month	-0,060*** (0,089)	-0,078	-0,043
11 Month	-0,268*** (0,010)	-0,288	-0,248
12 Month	-0,097*** (0,011)	-0,119	-0,075

Tabella 5.2: Test di ipotesi per la stagionalità

L'obiettivo del test è verificare per ciascun mese che la differenza tra il prezzo alla prima prenotazione e quello del mese di riferimento siano statisticamente differenti da 1. Proprio questa espressione permette di identificare che lo sconto viene effettuato, validando così la seconda ipotesi. I risultati della tabella sottolineano come i prezzi non siano costanti e che il fattore di stagionalità incida sulla composizione del prezzo.

Il terzo modello è stato creato per verificare la dipendenza del prezzo rispetto alla frequenza di acquisto del consumatore. Come si è già descritto nel *Capitolo 4*, il campione è composto principalmente da consumatori con frequenza di ritorno al massimo pari a 2; per questo è stata creata una variabile dummy della frequenza ($D_i^{f>2}$) per isolare tutti i valori di frequenza maggiore di 2. Come si può notare dalla *Tabella 5.1*, la frequenza di prenotazione superiore a due non fornisce variazioni sostanziali alla stima del prezzo.

L'analisi del modello di base ha constatato che le ipotesi formulate precedentemente si verificano e che offrendo un servizio personalizzato, come lo sconto, il consumatore tende a riacquistare da Airbnb. Supponendo una approssimazione dei risultati ottenuti da Acquisti e Varian, nel modello riportato nel *paragrafo*

2.3.3, il condizionamento dei prezzi genera un'utilità maggiore rispetto agli acquisti precedenti, grazie al servizio migliorato basato sulle informazioni fornite in precedenza. I fenomeni inflazionistici e stagionali, relativi alla prima ipotesi, sono stati verificati tanto da avere anche un riscontro nella precedente analisi di dati. Perciò il prezzo è sia influenzato dalla ripetitività dell'acquisto ma anche dalla stagionalità e dall'inflazione. Ma data la struttura del dataset, non è stato possibile verificare l'effettiva valenza di tali ipotesi su prenotazioni con frequenza maggiore di 2.

Una volta stimata la nuova variabile di controllo che rappresenta la qualità non osservata, descritta nel capitolo precedente, è stata inserita all'interno del modello di base. Ma i dati di riferimento su cui sono stati generati i risultati della regressione rappresentati nella *Tabella 5.3*, sono di una tabella uguale a quella del modello di base ma con meno dati, a causa della fusione tra le tabelle in Python. Infatti il numero di osservazioni è minore rispetto al modello di base.

	M3	M4 High Quality	M5 Low Quality
P_i^{f1} (error)	0,776*** (0,014)	0,388*** (0,019)	0,816*** (0,019)
$P_i^{f1} \Delta T_i$ (error)	0,023*** (0,007)	0,024*** (0,009)	0,011*** (0,009)
2 Month	-0,090*** (0,019)	-0,085*** (0,025)	-0,066*** (0,028)
3 Month	-0,0002 (0,018)	0,055*** (0,023)	-0,055*** (0,025)
4 Month	0,167*** (0,017)	0,222*** (0,023)	0,073*** (0,025)
5 Month	0,103*** (0,017)	0,177*** (0,022)	0,0214 (0,023)
6 Month	0,127*** (0,017)	0,188*** (0,022)	0,056*** (0,023)
7 Month	0,060*** (0,018)	0,113*** (0,022)	0,035 (0,024)
8 Month	0,019 (0,018)	0,071*** (0,018)	-0,026 (0,026)
9 Month	0,122*** (0,017)	0,178*** (0,021)	0,087*** (0,023)
10 Month	0,108*** (0,017)	0,152*** (0,022)	0,052*** (0,023)
11 Month	-0,056*** (0,018)	-0,029 (0,201)	-0,085*** (0,024)
12 Month	0,056*** (0,018)	0,073*** (0,023)	0,016 (0,023)
$P_i^{f1} D_i^{f>2}$ (error)	0,002 (0,009)	-0,025** (0,012)	-0,037** (0,012)
$NoObsQuality_i$ (error)	12,647*** (0,343)	47,925*** (0,780)	-2,82*** (0,452)
$Num.oss$	22927	11557	11370
R_2	0,7810	0,8309	0,7634
R_2adj	0,7809	0,8307	0,7634

Tabella 5.3: Regressione lineare del modello di base con la nuova variabile di controllo della qualità non osservata nelle 3 casistiche

$M3$ rappresenta un'evoluzione del modello nell'equazione 4.3 con l'aggiunta della variabile stimata della qualità non osservata. I modelli $M4$ e $M5$ sono una evoluzione del modello $M3$, in cui in un caso sono stati valutati solo i valori sopra la mediana che rappresentano l'alta qualità e in un caso quelli sotto la mediana cioè quelli che rappresentano la bassa qualità.

Come nel modello di base, in tutte e tre le casistiche R^2 e il R^2 adjusted, i modelli hanno una buona capacità di adattarsi ai dati e spiegare la variazione nella variabile dipendente. Nel caso $M3$, il modello di regressione spiega il 78,10% della variazione nella variabile dipendente, senza alcun effetto correttivo per il numero di variabili o il numero di osservazioni nel modello. Ma una volta che si spacca il campione abbiamo dei valori diversi per $M4$ e $M5$, anche se non si discostano troppo tra di loro: il modello che rappresenta la qualità più alta ha un R^2 maggiore (0,83%) rispetto a quello di bassa qualità (0,76%), il che significa che il modello di alta qualità spiega maggiormente la variazione della variabili dipendete. Bisogna tenere in considerazione che i modelli per la bassa e l'alta qualità differiscono di 187 osservazioni.

Con l'inserimento della qualità non osservata il fattore di sconto del prezzo aumenta del 5,7% rispetto all'ultima evoluzione del modello base ($M2$). Ma spaccando il campione si nota che nel modello di *alta qualità* il fattore di sconto al netto dell'inflazione aumenta del 38,8% rispetto al fattore di sconto del modello $M3$, al contrario nel caso del modello di *bassa qualità* lo sconto diminuisce del 4% rispetto al modello $M3$. I primi due modelli hanno uno sconto che va inteso al netto di una inflazione annua dell'2,3% circa. Al contrario il modello $M5$ ha un fattore di sconto del 18,4% al netto di una inflazione annua del 1,1%. Il che significa che la qualità non osservata riesce ad incidere sul fattore di sconto e l'inflazione influisce in maniera diversa a seconda delle casistiche. Nonostante nel modello $M3$, in concordanza con il modello di base, la dipendenza del prezzo rispetto alla frequenza di acquisto maggiore a due del consumatore non è significativa, quando si spacca il campione non solo diventa significativa ma al netto dell'inflazione e della stagionalità fornisce una variazioni alla stima del prezzo. La stagionalità incide in modo differente tra il modello $M4$ e $M5$. Si nota immediatamente che nel modello a bassa qualità la variabile dipendente è influenzata maggiormente dalla stagionalità rispetto al modello dell'alta qualità.

Capitolo 6

Conclusioni

Il presente lavoro di tesi ha analizzato il fenomeno della discriminazione di prezzo basata sul comportamento dei consumatori, quando questi acquistano ripetutamente presso lo stesso fornitore. Il caso di studio utilizzato allo scopo riguarda la piattaforma di Airbnb, nello specifico le proprietà della piattaforma nel comune di Roma.

I risultati ottenuti dal modello econometrico hanno verificato entrambe le ipotesi, che sono state redatte dopo lo studio del panorama teorico e l'analisi descrittiva dei dati. Si riscontra che in caso di acquisti ripetuti il cliente paga un prezzo scontato rispetto al prezzo della prima prenotazione ma che acquisti successivi al secondo non sembrano generare ulteriori sconti. Quest'ultimo risultato risulta peraltro meno robusto del primo, anche in relazione ad una frequenza di tale casistica relativamente limitata. La modellizzazione del fenomeno di interesse, ha peraltro consentito di approfondire anche la componente dinamica dei prezzi associata a fattori di stagionalità e di inflazione.

Alla luce dello stato dell'arte precedentemente descritto, la fiducia e la condivisione delle informazioni dei consumatori, hanno un ruolo nello studio del fenomeno dell'acquisto ripetuto. Quando si tratta di effettuare acquisti, la fiducia nella marca e nei servizi offerti dall'azienda può giocare un ruolo determinante nel convincere i consumatori a fare acquisti ripetuti. Un marchio che riesce a costruire una solida reputazione di affidabilità e qualità genera fiducia nel consumatore, che si sentirà più incline a ripetere l'esperienza d'acquisto. Con l'aumento della consapevolezza sulla gestione dei dati personali, i consumatori sono sempre più attenti alla tutela della propria privacy. Ma le aziende che dimostrano, come Airbnb, un impegno per la sicurezza e la riservatezza dei dati dei loro clienti possono ottenere un vantaggio competitivo, incoraggiando gli acquisti ripetuti da parte dei consumatori che si sentono protetti. È interessante notare che il modello descritto nei testi precedenti

riflette anche come *BBPD* contribuisca ad aumentare la redditività sia dell'azienda sia dei consumatori stessi attraverso il fattore di sconto. La *BBPD* suggerisce che le aziende possono massimizzare il valore per i clienti offrendo prodotti e servizi che soddisfano le loro esigenze specifiche. Questo approccio mirato crea una connessione più profonda tra l'azienda e il consumatore, aumentando la probabilità di acquisti ripetuti. Gli acquirenti abituali generano un flusso costante di entrate e contribuiscono alla crescita delle vendite nel tempo. Il modello ha constatato che la condivisione di informazioni genera vantaggi per entrambi gli attori, in conferma del secondo filone di letteratura precedentemente analizzato. Complessivamente, comprendere i fattori che influenzano l'acquisto ripetuto dei consumatori, come la fiducia e la privacy, e applicare la teoria *BBPD*, tramite effetti di scontistica, ha portato a benefici sia per l'azienda sia per i clienti.

Nonostante la consapevolezza di alcuni limiti, essenzialmente legati alla presenza di qualche rilevante variabile omessa, come discusso nel testo, si riconosce l'importanza di studi futuri per poter sviluppare ulteriormente i risultati ottenuti. Dato che l'applicazione della discriminazione di prezzo rispetto al comportamento del consumatore raramente è stata studiata ed applicata nel contesto di una piattaforma digitale che offre servizi, vi sono diverse direzioni che potrebbero essere esplorate per approfondire l'analisi. In primo luogo, l'espansione geografica e temporale delle analisi per poter verificare se effettivamente su un periodo di tempo più ampio, includendo non solo Roma ma applicando l'analisi su una scala più ampia, si verificano le dinamiche precedentemente descritte. Si potrebbe pensare di analizzare il comportamento di acquisto dei consumatori stranieri, ad esempio extra EU, che tornano più di una volta in Italia e se questo incide sulle dinamiche di prezzo. L'ampliamento dell'analisi su diversi contesti geografici e temporali permetterebbe di valutare l'adattabilità del modello, contribuendo a migliorare la capacità di generalizzazione dei risultati ottenuti. In secondo luogo, si potrebbero implementare modelli di regressione molto più elaborati, ad esempio regressioni multivariate con effetti fissi, per poter verificare e studiare più nel dettaglio il fenomeno di discriminazione. Infine, un'area di ricerca promettente riguarda l'inclusione come variabili di interesse della qualità percepita dal consumatore. Sfruttando il meccanismo di recensioni di Airbnb, si potrebbero inserire nel modello anche variabili qualitative, strettamente legate al comportamento di acquisto del consumatore e verificare se effettivamente, al di là della ripetizione dell'acquisto, esse influenzino la scelta di una proprietà rispetto ad un'altra. Questa integrazione potrebbe essere utilizzata in analisi future per comprendere meglio l'impatto della qualità delle proprietà sui prezzi e sugli acquisti ripetuti, offrendo una prospettiva più approfondita e dettagliata.

Allegati

Allegato A: Descrizione delle variabili dei dataset

Si riportano le descrizioni delle voci delle 3 diverse tabelle, già discusse nel *Capitolo 4.2*.

Voce	Descrizione
Property ID	L'identificativo univoco della proprietà
Reporting Month	La data di riferimento della registrazione
Revenue	I ricavi mensili della proprietà
Reservation Days	I giorni riservati
Available Days	I giorni disponibili
Blocked Days	I giorni bloccati
City	La città dove è ubicata la proprietà
ADR	Average Daily Rate, ricavo medio per notte prenotata, che verrà assunto come una buona approssimazione del prezzo
RevPAN	I ricavi nel mese normalizzati sul totale di notti disponibili
OccRate	La percentuale di notti prenotate su totale di notti disponibili

Tabella 6.1: Tabella dei Ricavi mensili delle proprietà

Voce	Descrizione
Property ID	L'identificativo univoco della proprietà
Listing Type	La tipologia di alloggio, se è un appartamento o una singola
Create Date	Il giorno in cui è stata registrata la proprietà
Last Scraped Date	L'ultima volta che è stata prenotata la proprietà
Latitude	La latitudine di dove è ubicata la proprietà
Longitude	La longitudine di dove è ubicata la proprietà
City	La città dove è ubicata la proprietà
Neighborhood	Il municipio dove risiede la proprietà
Bedrooms	Il numero di stanze
Bathrooms	Il numero di bagni
Max Guests	Il numero massimo di ospiti che può ospitare
Cancellation Policy	La politica di cancellazione, se è molto restrittiva o flessibile
Security Deposit	Se va lasciata una caparra di sicurezza
Cleaning Fee	La Fee da pagare per le pulizie
Extra People Fee	La Fee da pagare per ogni ospite extra una volta raggiunto il massimo
Minimum Stay	La lunghezza minima del soggiorno
Number of Reviews	Il numero di recensioni
Number of Photos	Il numero di foto della proprietà
Instantbook Enabled	La possibilità di prenotare immediatamente l'alloggio senza la necessità di avere l'approvazione dal proprietario
Overall Rating	Il punteggio complessivo delle recensioni
Airbnb Host ID	L'identificativo univoco dell'host, che può ripetersi su più proprietà

Tabella 6.2: Tabella delle proprietà

Voce	Descrizione
Property ID	L'identificativo univoco della proprietà
Address	L'indirizzo della proprietà
Review Date	La data della recensione
User ID	L'identificativo univoco dell'ospite
Member Since	La data di registrazione dell'ospite sulla piattaforma
First Name	Il nome dell'ospite
Country	Lo stato di provenienza
State	Lo stato di provenienza, utile per i cittadini americani
City	La città di provenienza
School	La scuola frequentata dall'ospite
Work	Il lavoro dell'ospite
Property city	La città dove è ubicata la proprietà

Tabella 6.3: Tabella con le informazioni sui consumatori

Allegato B1: codice di Stata regressioni

```

. gen      DUMFRQ3=0

. replace DUMFRQ3=1 if frequenza>2
(7,632 real changes made)

.
. egen Mese = group(mesekey)
(87 missing values generated)

.
. drop if frequenza ==1
(21,838 observations deleted)

.
. gen data_prenotazione = date(reviewdate, "YMD")
(48 missing values generated)

.
. egen prima_prenotazione = min(data_prenotazione), by(userid)
(48 missing values generated)

.
. gen between = data_prenotazione - prima_prenotazione
(48 missing values generated)

.
. gen pf1DistAnno= (prezzoallafrequenza1*between)/365
(833 missing values generated)

.
.
. **** regressioni Modello base standard ****
.
. reg adr prezzoallafrequenza1 pf1DistAnno, nocons

```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	28,641
Model	209818179	2	104909090	F(2, 28639)	=	46499.16
Residual	64613883.7	28,639	2256.15014	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.7646
				Adj R-squared	=	0.7645
Total	274432063	28,641	9581.79055	Root MSE	=	47.499

adr	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
prezzoallafrequenza1	.8882051	.0030964	286.85	0.000	.8821359 .8942742
pf1DistAnno	.0149584	.0050455	2.96	0.003	.0050689 .0248478

. reg adr prezzoallafrequenza1 c.prezzoallafrequenza1#i.Mese pf1DistAnno, nocons

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	28,641
Model	211210391	13	16246953.2	F(13, 28628)	=	7356.94
Residual	63221671.9	28,628	2208.38591	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.7696
				Adj R-squared	=	0.7695
Total	274432063	28,641	9581.79055	Root MSE	=	46.993

	adr	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	prezzoallafrequenza1	.8325685	.0128692	64.69	0.000	.8073443	.8577928
Mese#c.prezzoallafrequenza1							
	2	-.0785911	.0181824	-4.32	0.000	-.1142295	-.0429527
	3	-.0086242	.0167301	-0.52	0.606	-.0414159	.0241676
	4	.1435769	.0163042	8.81	0.000	.1116198	.175534
	5	.0942303	.0155179	6.07	0.000	.0638145	.1246462
	6	.1025722	.0155319	6.60	0.000	.0721288	.1330155
	7	.0551752	.0160264	3.44	0.001	.0237627	.0865077
	8	.0145503	.0168159	0.87	0.387	-.0184097	.0475103
	9	.1193978	.0156303	7.64	0.000	.0887617	.150034
	10	.1053624	.0155612	6.77	0.000	.0748617	.135863
	11	-.1020381	.0162999	-6.26	0.000	-.1339867	-.0700895
	12	.0686704	.016834	4.08	0.000	.035675	.1016658
	pf1DistAnno	.0182663	.0050019	3.65	0.000	.0084624	.0280703

. reg adr prezzoallafrequenza1 c.prezzoallafrequenza1#i.Mese pf1DUM3, nocons

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	28,641
Model	211213243	14	15086660.2	F(14, 28627)	=	6831.60
Residual	63218820.2	28,627	2208.36344	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.7696
				Adj R-squared	=	0.7695
Total	274432063	28,641	9581.79055	Root MSE	=	46.993

	adr	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	prezzoallafrequenza1	.8346022	.012993	64.23	0.000	.8091353	.8600691
Mese#c.prezzoallafrequenza1							
	2	-.0786542	.0181824	-4.33	0.000	-.1142926	-.0430158
	3	-.0087566	.0167304	-0.52	0.601	-.041549	.0240357
	4	.1428291	.0163174	8.75	0.000	.1108461	.174812
	5	.0933914	.0155354	6.01	0.000	.0629414	.1238415
	6	.1015866	.015556	6.53	0.000	.0710961	.1320772
	7	.0543422	.0160431	3.39	0.001	.022897	.0857874
	8	.0133505	.0168489	0.79	0.428	-.0196742	.0463752
	9	.1183736	.0156562	7.56	0.000	.0876867	.1490605
	10	.1046344	.0155743	6.72	0.000	.0741081	.1351607
	11	-.1026577	.0163089	-6.29	0.000	-.134624	-.0706914
	12	.0682348	.0168383	4.05	0.000	.035231	.1012386
	pf1DistAnno	.0218217	.0058998	3.70	0.000	.0102578	.0333855
	pf1DUM3	-.0094573	.0083224	-1.14	0.256	-.0257696	.006855

Allegato B2: codice di Stata Test di significatività stagionale

. lincom _b[prezzoallafrequenza1]-1

(1) prezzoallafrequenza1 = 1

adr	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
(1)	-.1653978	.012993	-12.73	0.000	-.1908647	-.1399309

. lincom _b[prezzoallafrequenza1] + _b[c.prezzoallafrequenza1#2.Mese] - 1

(1) prezzoallafrequenza1 + 2.Mese#c.prezzoallafrequenza1 = 1

adr	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
(1)	-.244052	.0130686	-18.67	0.000	-.269667	-.218437

. lincom _b[prezzoallafrequenza1] + _b[c.prezzoallafrequenza1#3.Mese] - 1

(1) prezzoallafrequenza1 + 3.Mese#c.prezzoallafrequenza1 = 1

adr	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
(1)	-.1741545	.0109338	-15.93	0.000	-.1955852	-.1527237

. lincom _b[prezzoallafrequenza1] + _b[c.prezzoallafrequenza1#4.Mese] - 1

(1) prezzoallafrequenza1 + 4.Mese#c.prezzoallafrequenza1 = 1

adr	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
(1)	-.0225687	.0101664	-2.22	0.026	-.0424953	-.0026422

. lincom _b[prezzoallafrequenza1] + _b[c.prezzoallafrequenza1#5.Mese] - 1

(1) prezzoallafrequenza1 + 5.Mese#c.prezzoallafrequenza1 = 1

adr	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
(1)	-.0720064	.0088312	-8.15	0.000	-.089316	-.0546967

. lincom _b[prezzoallafrequenza1] + _b[c.prezzoallafrequenza1#6.Mese] - 1

(1) prezzoallafrequenza1 + 6.Mese#c.prezzoallafrequenza1 = 1

adr	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
(1)	-.0638112	.0088795	-7.19	0.000	-.0812154	-.0464069

. lincom _b[prezzoallafrequenza1] + _b[c.prezzoallafrequenza1#7.Mese] - 1

(1) prezzoallafrequenza1 + 7.Mese#c.prezzoallafrequenza1 = 1

adr	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
(1)	-.1110556	.0097372	-11.41	0.000	-.130141	-.0919703

. lincom _b[prezzoallafrequenza1] + _b[c.prezzoallafrequenza1#8.Mese] - 1

(1) prezzoallafrequenza1 + 8.Mese#c.prezzoallafrequenza1 = 1

adr	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
(1)	-.1520473	.0109346	-13.91	0.000	-.1734796	-.1306149

. lincom _b[prezzoallafrequenza1] + _b[c.prezzoallafrequenza1#9.Mese] - 1

(1) prezzoallafrequenza1 + 9.Mese#c.prezzoallafrequenza1 = 1

adr	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
(1)	-.0470242	.0090316	-5.21	0.000	-.0647267	-.0293218

. lincom _b[prezzoallafrequenza1] + _b[c.prezzoallafrequenza1#10.Mese] - 1

(1) prezzoallafrequenza1 + 10.Mese#c.prezzoallafrequenza1 = 1

adr	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
(1)	-.0607634	.0089523	-6.79	0.000	-.0783104	-.0432164

. lincom _b[prezzoallafrequenza1] + _b[c.prezzoallafrequenza1#11.Mese] - 1

(1) prezzoallafrequenza1 + 11.Mese#c.prezzoallafrequenza1 = 1

adr	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
(1)	-.2680555	.0102056	-26.27	0.000	-.288059	-.2480521

. lincom _b[prezzoallafrequenza1] + _b[c.prezzoallafrequenza1#12.Mese] - 1

(1) prezzoallafrequenza1 + 12.Mese#c.prezzoallafrequenza1 = 1

adr	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
(1)	-.097163	.0110943	-8.76	0.000	-.1189083	-.0754176

Allegato B3: codice di Stata qualità non osservata

```
. gen lnPGuest= ln(1+pmedioGuest)
(25,565 missing values generated)
```

```
.
.
```

```
. ta Anno, gen(dumAnno)
```

Anno Key	Freq.	Percent	Cum.
2014	10,033	1.74	1.74
2015	57,364	9.93	11.66
2016	94,538	16.36	28.02
2017	123,854	21.43	49.46
2018	141,127	24.42	73.88
2019	150,909	26.12	100.00
Total	577,825	100.00	

```
.
```

```
. ta Mese, gen(dumMese)
```

Mese Key	Freq.	Percent	Cum.
1	43,080	7.46	7.46
2	43,793	7.58	15.03
3	44,452	7.69	22.73
4	45,332	7.85	30.57
5	45,972	7.96	38.53
6	46,994	8.13	46.66
7	47,775	8.27	54.93
8	48,458	8.39	63.32
9	49,615	8.59	71.90
10	53,309	9.23	81.13
11	53,866	9.32	90.45
12	55,179	9.55	100.00
Total	577,825	100.00	

```
. egen Property_ID = group(PropertyID)
```

```
. xtset Property_ID
panel variable: Property_ID (unbalanced)
```

```
. xtreg lnPGuest dumAnno2 dumAnno3 dumAnno4 dumAnno5 dumAnno6 dumMese2 dumMese3 dumMese4 dumMese5 dumMese6 dumMese7 dumMese8 dumMese9 dumMese10 dumMese11 dumMese12, fe
```

```
Fixed-effects (within) regression      Number of obs   =   552,260
Group variable: Property_ID           Number of groups =     9,051

R-sq:                                Obs per group:
    within = 0.0179                    min =          1
    between = 0.0342                   avg =         61.0
    overall = 0.0116                   max =         5,208

                                F(16,543193)    =   620.10
corr(u_i, Xb) = -0.0167                Prob > F       =   0.0000
```

lnPGuest	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
dumAnno2	.4081867	.0218856	18.65	0.000	.3652916 .4510818
dumAnno3	.6881039	.0214985	32.01	0.000	.6459676 .7302403
dumAnno4	.6483986	.0214335	30.25	0.000	.6063898 .6904075
dumAnno5	.5901084	.0214601	27.50	0.000	.5480473 .6321695
dumAnno6	.4580111	.0215831	21.22	0.000	.4157089 .5003133
dumMese2	-.5857034	.0134508	-43.54	0.000	-.6120666 -.5593402
dumMese3	-.1555165	.0134068	-11.60	0.000	-.1817933 -.1292396
dumMese4	.2232482	.0133438	16.73	0.000	.1970948 .2494017
dumMese5	.2754463	.0133028	20.71	0.000	.2493732 .3015193
dumMese6	.2382597	.0132368	18.00	0.000	.2123161 .2642033
dumMese7	.1371472	.0131893	10.40	0.000	.1112967 .1629978
dumMese8	-.0090055	.0131745	-0.68	0.494	-.0348271 .0168161
dumMese9	.1618497	.0130849	12.37	0.000	.1362037 .1874956
dumMese10	.1246808	.012937	9.64	0.000	.0993247 .1500369
dumMese11	-.214546	.0129218	-16.60	0.000	-.2398723 -.1892197
dumMese12	.1711742	.0128645	13.31	0.000	.1459602 .1963882
_cons	2.808825	.0229639	122.31	0.000	2.763816 2.853833
sigma_u	1.3190281				
sigma_e	1.9376571				
rho	.31665893	(fraction of variance due to u_i)			

F test that all u_i=0: F(9050, 543193) = 21.57 Prob > F = 0.0000

```
. predict fe_prezzo, u
(25,565 missing values generated)
```

```
. xtreg lnPGuest dumAnno2 dumAnno3 dumAnno4 dumAnno5 dumAnno6 dumMese2 dumMese3 dumMese4 dumMese5 dumMese6 dumMese7 dumMese8 dumMese9 dumMese10 dumMese11 dumMese12 if [fe_prezzo], fe
```

```
Fixed-effects (within) regression      Number of obs   =   552,260
Group variable: Property_ID           Number of groups =     9,051

R-sq:                                Obs per group:
    within = 0.0179                    min =          1
    between = 0.0342                   avg =         61.0
    overall = 0.0116                   max =         5,208

                                F(16,543193)    =   620.10
corr(u_i, Xb) = -0.0167                Prob > F       =   0.0000
```

lnPGuest	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
dumAnno2	.4081867	.0218856	18.65	0.000	.3652916 .4510818
dumAnno3	.6881039	.0214985	32.01	0.000	.6459676 .7302403
dumAnno4	.6483986	.0214335	30.25	0.000	.6063898 .6904075
dumAnno5	.5901084	.0214601	27.50	0.000	.5480473 .6321695
dumAnno6	.4580111	.0215831	21.22	0.000	.4157089 .5003133
dumMese2	-.5857034	.0134508	-43.54	0.000	-.6120666 -.5593402
dumMese3	-.1555165	.0134068	-11.60	0.000	-.1817933 -.1292396
dumMese4	.2232482	.0133438	16.73	0.000	.1970948 .2494017
dumMese5	.2754463	.0133028	20.71	0.000	.2493732 .3015193
dumMese6	.2382597	.0132368	18.00	0.000	.2123161 .2642033
dumMese7	.1371472	.0131893	10.40	0.000	.1112967 .1629978
dumMese8	-.0090055	.0131745	-0.68	0.494	-.0348271 .0168161
dumMese9	.1618497	.0130849	12.37	0.000	.1362037 .1874956
dumMese10	.1246808	.012937	9.64	0.000	.0993247 .1500369
dumMese11	-.214546	.0129218	-16.60	0.000	-.2398723 -.1892197
dumMese12	.1711742	.0128645	13.31	0.000	.1459602 .1963882
_cons	2.808825	.0229639	122.31	0.000	2.763816 2.853833
sigma_u	1.3190281				
sigma_e	1.9376571				
rho	.31665893	(fraction of variance due to u_i)			

F test that all u_i=0: F(9050, 543193) = 21.57 Prob > F = 0.0000

```
. fese_fast lnPGuest dumAnno2 dumAnno3 dumAnno4 dumAnno5 dumAnno6 dumMese2 dumMese3 dumMese4 dumMese5 dumMese6 dumMese7 dumMese8 dumMese9 dumMese10
> dumMese11 dumMese12 if e(sample), homosced(se_estimate)
(25,565 missing values generated)
sigma^2: 3.754515
```

```
. eбайes fe_prezzo se_estimate
Iteration 0: sigma_alpha^2: 1.283
Iteration 1: sigma_alpha^2: 1.27
Iteration 2: sigma_alpha^2: 1.27
Iteration 3: sigma_alpha^2: 1.27
Iteration 4: sigma_alpha^2: 1.27
Converged!
sigma_alpha^2: 1.27
sigma_alpha^2 [unconditional]: 1.27
raw var: 1.328
avg fe var: .0587
```

```
. reg adr prezzoallafrequenzal c.prezzoallafrequenzal#i.Mese pf1DistAnno pf1DUM3 fe_prezzo, nocons
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	22,927
				F(15, 22912)	=	5447.97
Model	180948601	15	12063240	Prob > F	=	0.0000
Residual	50733173.4	22,912	2214.26211	R-squared	=	0.7810
				Adj R-squared	=	0.7809
Total	231681774	22,927	10105.1936	Root MSE	=	47.056

	adr	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
	prezzoallafrequenzal	.7757047	.0143005	54.24	0.000	.7476747 .8037347
Mese#c.prezzoallafrequenzal						
	2	-.0903734	.0198482	-4.55	0.000	-.1292772 -.0514695
	3	.0021301	.0183355	0.12	0.908	-.0338087 .0380689
	4	.1673759	.0178581	9.37	0.000	.1323728 .202379
	5	.1030216	.0170242	6.05	0.000	.0696531 .1363902
	6	.1278289	.0171619	7.45	0.000	.0941904 .1614674
	7	.0601663	.0175936	3.42	0.001	.0256817 .094651
	8	.0195953	.0184572	1.06	0.288	-.0165821 .0557727
	9	.1221767	.0171692	7.12	0.000	.088524 .1558294
	10	.1080888	.017033	6.35	0.000	.074703 .1414745
	11	-.056358	.0182073	-3.10	0.002	-.0920455 -.0206705
	12	.0563183	.018449	3.05	0.002	.0201571 .0924795
	pf1DistAnno	.0230486	.0066704	3.46	0.001	.0099741 .036123
	pf1DUM3	.0020107	.009158	0.22	0.826	-.0159396 .019961
	fe_prezzo	12.6469	.3437126	36.79	0.000	11.9732 13.3206

Allegati

. egen mediana = median(fe_prezzo)

. reg adr prezzoallafrequenza1 c.prezzoallafrequenza1#i.Mese pf1DistAnno pf1DUM3 fe_prezzo if fe_prezzo>=mediana, nocons

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	11,557
Model	132930018	15	8862001.18	F(15, 11542)	=	3781.97
Residual	27045498.5	11,542	2343.22462	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.8309
				Adj R-squared	=	0.8307
Total	159975516	11,557	13842.3048	Root MSE	=	48.407

	adr	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
	prezzoallafrequenza1	.3883545	.0196464	19.77	0.000	.3498442 .4268647
Mese#c.prezzoallafrequenza1	2	-.0851403	.0249347	-3.41	0.001	-.1340165 -.0362641
	3	.0551209	.0236454	2.33	0.020	.008772 .1014698
	4	.222607	.0231843	9.60	0.000	.1771618 .2680522
	5	.1771808	.0220115	8.05	0.000	.1340345 .2203271
	6	.1885745	.0221634	8.51	0.000	.1451304 .2320185
	7	.1134447	.0222921	5.09	0.000	.0697484 .157141
	8	.0716338	.0233791	3.06	0.002	.0258068 .1174607
	9	.1781617	.0218973	8.14	0.000	.1352393 .221084
	10	.152057	.0219094	6.94	0.000	.1091109 .195003
	11	-.0299646	.0234196	-1.28	0.201	-.075871 .0159418
	12	.0726206	.0234815	3.09	0.002	.0265928 .1186484
	pf1DistAnno	.0240356	.0088919	2.70	0.007	.0066059 .0414652
	pf1DUM3	-.0245652	.0125196	-1.96	0.050	-.0491058 -.0000246
	fe_prezzo	47.92555	.7800645	61.44	0.000	46.39649 49.45461

. reg adr prezzoallafrequenza1 c.prezzoallafrequenza1#i.Mese pf1DistAnno pf1DUM3 fe_prezzo if fe_prezzo<mediana, nocons

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	11,370
Model	54743349.7	15	3649556.65	F(15, 11355)	=	2443.02
Residual	16962907.9	11,355	1493.87124	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.7634
				Adj R-squared	=	0.7631
Total	71706257.7	11,370	6306.61897	Root MSE	=	38.651

	adr	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
	prezzoallafrequenza1	.8162799	.0196517	41.54	0.000	.7777592 .8548007
Mese#c.prezzoallafrequenza1	2	-.0663817	.0285004	-2.33	0.020	-.1222473 -.010516
	3	-.0531327	.0250105	-2.12	0.034	-.1021576 -.0041079
	4	.0727937	.0241312	3.02	0.003	.0254923 .1200951
	5	.0214009	.0231468	0.92	0.355	-.0239708 .0667727
	6	.0561792	.0233674	2.40	0.016	.0103751 .1019834
	7	.0357199	.0248385	1.44	0.150	-.0129679 .0844077
	8	-.0266105	.0260338	-1.02	0.307	-.0776412 .0244202
	9	.087784	.0238962	3.67	0.000	.0409434 .1346246
	10	.0524944	.0233284	2.25	0.024	.0067667 .0982222
	11	-.0845932	.0249433	-3.39	0.001	-.1334864 -.0357
	12	.0163734	.0257398	0.64	0.525	-.034081 .0668278
	pf1DistAnno	.0112545	.0086625	1.30	0.194	-.0057255 .0282346
	pf1DUM3	-.037226	.0115077	-3.23	0.001	-.0597831 -.014669
	fe_prezzo	-2.826883	.4516273	-6.26	0.000	-3.71215 -1.941615

Bibliografia

- [1] Haws K. L. Bearden W. O. «Dynamic Pricing and Consumer Fairness Perceptions». In: *Journal of Consumer Research*, pages 304-311 (2006) (cit. a p. 3).
- [2] Liu Q. Shuai J. «Price Discrimination with Varying Qualities of Information». In: *Journal of Economic Analysis Policy*, pages 1093-1121 (2016) (cit. a p. 4).
- [3] Ouksel A. M. Eruysal F. «Loyalty intelligence and price discrimination in a duopoly». In: *Electronic Commerce Research and Applications*, pages 520-533 (2011) (cit. a p. 4).
- [4] Palmer A. McMahon-Beattie U. «Variable pricing through revenue management: a critical evaluation of affective outcomes». In: *Management Research News*, pages 189-199 (2008) (cit. a p. 4).
- [5] Samuelson W. F. Marks S. G. «Managerial Economics». In: *John Wiley Sons, Inc.* (2008) (cit. alle pp. 4, 6).
- [6] Varian Hal R. «Price discrimination». In: *Handbook of Industrial Organization, Volume 1*, pages 597-654 (1989) (cit. a p. 4).
- [7] Stole L. A. «Price Discrimination and competition». In: *Handbook of Industrial Organization, Volume 3*, pages 2221-2299 (2007) (cit. a p. 5).
- [8] Stremersch S. Tellis G. J. «Strategic Bundling of Products and Prices: A New Synthesis for Marketing». In: *Journal of Marketing* pages 55-72 (2002) (cit. a p. 6).
- [9] Halmenschlager C. Mantovani A. «On the private and social desirability of mixed bundling in complementary markets with cost savings». In: *Information Economics and Policy*, pages 45-59 (2017) (cit. a p. 6).
- [10] Round D. K. McIver R. P. «Teaching Third-Degree Price Discrimination». In: *Journal of Economic Education*, pages 236-243 (2006) (cit. a p. 7).
- [11] Monroe K. B. Kukar-Kinney M. Weisstein F. L. «Effects of price framing on consumers' perceptions of online dynamic pricing practices». In: *Journal of Academy of Marketing Science* (2013) (cit. alle pp. 8, 10).

-
- [12] Fernandes T. Calamote A. «Unfairness in consumer services: Outcomes of differential treatment of new and existing clients». In: *Journal of Retailing and Consumer Services*, pages 36-44 (2016) (cit. a p. 8).
- [13] Chen Y.-J. Wang C.-J. Wu C.-C. Liu Y.-F. «Consumer responses to price discrimination: Discriminating bases, inequality status, and information disclosure timing influences». In: *Journal of Business Research*, pages 105-116 (2012) (cit. alle pp. 8, 9).
- [14] Liaukonyte J. Streletskaya N. A. Richards T. J. «Personalized pricing and price fairness». In: *International Journal of Industrial Organization*, pages 138-153 (2016) (cit. alle pp. 8, 9).
- [15] Gelbrich K. «I Have paid less than you! The emotional and behavioral consequences of advantaged price inequality». In: *Journal of Retailing*, pages 207-224 (2011) (cit. alle pp. 8, 10).
- [16] Garbarino E. Maxwell S. «Consumer response to norm-breaking pricing events in e-commerce». In: *Journal of Business Research*, pages 1066-1072 (2010) (cit. alle pp. 8, 10).
- [17] Elegido J. M. «The Ethics of Price Discrimination». In: *Business Ethics Quarterly*, pages 633-660 (2011) (cit. a p. 9).
- [18] Vilcassim N. et al. Lambrecht A. Seim K. «Price discrimination in service industries». In: *Marketing Letters*, pages 423-438 (2012) (cit. a p. 10).
- [19] Palmer A. McMahon-Beattie U. «Variable pricing through revenue management: a critical evaluation of affective outcomes». In: *Management Research News*, pages 189-199 (2008) (cit. a p. 10).
- [20] Ching-TeChang Chen C. Y.-H. Huang J.-H. «Perceived fairness of pricing on the Internet». In: *Journal of Economic Psychology*, pages 343-361. (2005) (cit. a p. 10).
- [21] Esteves R. B. «Behavior-based price discrimination with retention offers». In: *Information Economics and Policy*, pages 39-51 (2014) (cit. a p. 11).
- [22] Chen Y. Zhang Z. «Dynamic Targeted Pricing with Strategic Consumers». In: *International Journal of Industrial Organization* (2009) (cit. alle pp. 11, 13, 14).
- [23] Deckb C. Peliova J. Brokesova Z. «Experimenting with purchase history based price discrimination». In: *International Journal of Industrial Organization*, pages 229-237 (2014) (cit. a p. 11).
- [24] Lee S. H. Fay S. «Why offer lower prices to past customers? Inducing favorable social price comparisons to enhance customer retention». In: *Quantitative Marketing and Economics*, pages 123-163 (2017) (cit. a p. 12).

-
- [25] Fudenberg D. Tirole J. «Customer Poaching and Brand Switching». In: *RAND Journal of Economics*, pages 634-657 (2000) (cit. a p. 12).
- [26] Villas-Boas M. «Dynamic Competition with Customer Recognition». In: *RAND Journal of Economics*, pages 604-631 (1999) (cit. a p. 12).
- [27] Esteves R.B. «Pricing with Customer Recognition». In: *International Journal of Industrial Organization*, pages 669-681 (2010) (cit. a p. 13).
- [28] Jing B. «Behavior-based pricing, production efficiency, and quality differentiation». In: *Management Science* (2017) (cit. a p. 14).
- [29] Rhee K.-E. Thomadsen R. «Behavior-based pricing in vertically differentiated industries». In: *Management Science* (2017) (cit. a p. 14).
- [30] Acquisti A. Varian H. R. «Conditioning prices on purchase history». In: *Marketing Science*, pages 367-381 (2005) (cit. alle pp. 14, 19, 26, 30-32).
- [31] Pazgal A. Soberman D. «Behavior-based discrimination: Is it a winning play, and if so, when?» In: *Management Science* (2008) (cit. a p. 14).
- [32] King S. Matsushima N. Choe C. «Pricing with cookies: behavior-based price discrimination and spatial competition». In: *Management Science* (2018) (cit. a p. 14).
- [33] Colombo S. «Imperfect behavior-based price discrimination». In: *Journal of Economics Management Strategy* (2016) (cit. a p. 14).
- [34] Esteves R. B. Reggiani C. «Elasticity of demand and behaviour-based price discrimination». In: *International Journal of Industrial Organization*, pages 46-56 (2014) (cit. a p. 14).
- [35] Chen Y. «Paying Customers to Switch». In: *Journal of Economics and Management Strategy*, pages 877-897 (1997) (cit. a p. 14).
- [36] Stigler G.J. «An introduction to privacy in economics and politics». In: *Journal of Legal Studies*, pages 623-644 (1980) (cit. alle pp. 15, 17).
- [37] Hui K.-L. Png I.P.L. «The Economics of Privacy». In: *Handbooks in Information Systems, Volume 1* (2006) (cit. a p. 15).
- [38] Taylor C. Wagman L. Acquisti A. «The Economics of Privacy». In: *Journal of Economic Literature*, pages 442-492 (2016) (cit. alle pp. 15-17, 20).
- [39] Tamir Diana I. Mitchell Jason P. «Disclosing Information about the Self Is Intrinsically Rewarding.» In: *Proceedings of the National Academy of Sciences* (2012) (cit. a p. 15).
- [40] Posner Richard A. «The Economics of Privacy». In: *American Economic Review*, pages 405-409 (1981) (cit. alle pp. 16, 17).

- [41] Varian Hal R. «Economics Aspects of Personal Privacy». In: *In Privacy and Self-Regulation in the Information Age*. Washington, DC: US Department of Commerce, National Telecommunications and Information Administration. (1997) (cit. a p. 17).
- [42] Varian Hal R. «Computer Mediated Transactions». In: *American Economic Review*, pages 1–10. (2010) (cit. a p. 18).
- [43] Taylor Curtis R. «Consumer Privacy and the Market for Customer Information». In: *RAND Journal of Economics*, pages 631–650 (2004) (cit. a p. 18).
- [44] Villas-Boas J. M. «Price Cycles in Markets with Customer Recognition». In: *RAND Journal of Economics*, pages 486–501 (2004) (cit. a p. 19).
- [45] Calzolari G. Pavan A. «On the Optimality of Privacy in Sequential Contracting». In: *Journal of Economic Theory*, pages 68–204 (2006) (cit. a p. 19).
- [46] Goldfarb A. Tucker C. Campbell J. «Privacy Regulation and Market Structure». In: *Journal of Economic and Management Strategy*, pages 47–73 (2015) (cit. a p. 19).
- [47] Cowan S. «The Welfare Effects of Third-Degree Price Discrimination with Non-linear Demand Functions». In: *RAND Journal of Economics*, pages 419–428 (2007) (cit. a p. 20).
- [48] Edelman B. Luca M. «Digital Discrimination: The Case of Airbnb.com». In: *Harvard Business School, Negotiation, Organizations Markets Unit Working Paper 14-054* (2014) (cit. a p. 21).
- [49] Parlamento europeo. «Regolamento Generale Sulla Protezione Dei Dati, GDPR, Regolamento (UE) 2016/679». In: *Gazzetta ufficiale dell'Unione europea* (2016) (cit. alle pp. 21–23).
- [50] Borgesius F. Z. Poort J. «Online Price Discrimination and EU Data Privacy Law». In: *Springer* (2017) (cit. a p. 24).
- [51] Stokey N. «Intertemporal price discrimination». In: *Quarterly Journal of Economics*, pages 355–371 (1979) (cit. a p. 31).
- [52] «La storia di Airbnb». In: (2019). URL: <https://www.marketingstudio.it/la-storia-di-airbnb/> (cit. a p. 35).
- [53] «Chi siamo». In: (2022). URL: <https://news.airbnb.com/it/about-us/> (cit. a p. 36).
- [54] Arets M. Van de Glind P. Frenken K. Meelen T. «Smarter Regulation for the Sharing Economy». In: *The Guardian* (2015). URL: <https://www.theguardian.com/science/political-science/2015/may/20/smarter-regulation-for-the-sharing-economy> (cit. a p. 36).

- [55] Barberis P. Chiriatti L. «Sharing economy — Un'occasione da condividere». In: *Volta* (2016) (cit. a p. 36).
- [56] Daudigeos T. Pinkse J. Acquier A. «Promises and paradoxes of the sharing economy: An organizing framework». In: *Technological Forecasting and Social Change* (2017) (cit. a p. 37).
- [57] Schor J. B. et alt. «On the Sharing Economy». In: *Contexts, pages 12–19* (2015) (cit. a p. 37).
- [58] Sjöklint M. Ukkonen A. Hamari J. «The sharing economy: Why people participate in collaborative consumption». In: *Journal of the Association for Information Science and Technology, pages 2047–2059* (2016) (cit. a p. 38).
- [59] Proserpio D. Byers J. W. Zervas G. «The rise of the sharing economy: Estimating the impact of airbnb on the hotel industry». In: *Journal of Marketing Research* (2017) (cit. alle pp. 38, 40).
- [60] Benkler Y. «Sharing Nicely: On Shareable Goods and the Emergence of Sharing as a Modality of Economic Production». In: *Yale Law Journal* (2004) (cit. a p. 38).
- [61] Farronato C. Levin J. Einav L. «Peer-to-Peer Markets». In: *Annual Review of Economics* (2016) (cit. a p. 38).
- [62] Singal M. Templin J. Blal I. «Airbnb's effect on hotel sales growth». In: *International Journal of Hospitality Management* (2018) (cit. a p. 38).
- [63] Ardolino M. «Platform economy, ecco perché è una strategia di crescita per tutte le aziende». In: *Economy up* (2018). URL: <https://www.economyup.it/innovazione/platform-economy-ecco-perche-e-una-strategia-di-crescita-per-tutte-le-aziende/> (cit. a p. 39).
- [64] Rochet J. Tirole J. «Tying in two-sided markets and the honor all cards rule». In: *International Journal of Industrial Organization, pages 1333-1347* (2008) (cit. a p. 39).
- [65] Horton J. Zeckhauser R. «Owning, Using and Renting: Some Simple Economics of the Sharing Economy». In: *NBER working paper* (2016) (cit. a p. 39).
- [66] Sutherland W. J. Jarrahi M. H. «The sharing economy and digital platforms: A review and research agenda». In: *International Journal of Information Management, pages 328-341* (2018) (cit. a p. 40).
- [67] Farronato C. Levin J. Liran E. «Peer-to-peer markets». In: *Annual Review of Economics, pages 615–635* (2016) (cit. a p. 42).
- [68] Marton A. Tuunainen V.K Constantiou I. «Four models of sharing economy platforms». In: *MIS Quarterly Executive* (2017) (cit. alle pp. 42, 43).

- [69] Lee K. Y. KiM D. «A peer-to-peer (P2P) platform business model: the case of Airbnb». In: *Service Business*, pages 647-669 (2019) (cit. alle pp. 43, 44).
- [70] Hanks L. Line N. Moon H. Miao L. «Peer-to-peer interactions: Perspectives of Airbnb guests and hosts». In: *International Journal of Hospitality Management*, pages 405-414 (2019) (cit. a p. 44).
- [71] Ampountolas A. «Peer-to-peer marketplaces: a study on consumer purchase behavior». In: *urnal of Hospitality and Tourism Insights*, pages 37-54 (2019) (cit. a p. 45).
- [72] Wachsmuth D. El-Geneidy A. Deboosere R. Kerrigan D. J. «Location, location and professionalization: A multilevel hedonic analysis of Airbnb listing prices and revenue». In: *Regional Studies, Regional Science*, pages 143-156 (2019) (cit. a p. 47).
- [73] Peng Y. et alt. «Customized regression model for airbnb dynamic pricing». In: *Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery Data Mining* (2018) (cit. a p. 48).
- [74] «La popolazione di Roma. Struttura e dinamica demografica». In: *Dipartimento Trasformazione Digitale U.O. Statistica - Open Data* (2019) (cit. a p. 52).
- [75] «File:Roma municipi locator map with roman numbers.svg». In: (2013). URL: https://it.m.wikipedia.org/wiki/File:Roma_municipi_locator_map_with_roman_numbers.svg (cit. a p. 53).
- [76] Farronato C. Fradkin A. «The Welfare Effects of Peer Entry in the Accommodation Market: The Case of Airbnb.» In: *NBER working paper* (2018) (cit. a p. 69).