POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale
in Ingegneria Gestionale

Tesi di Laurea Magistrale

Discriminazione razziale nella sharing economy: il caso Airbnb

Relatrice:
prof.ssa Laura Rondi

Candidato:
Tommaso Grosso

Anno Accademico 2019/2020

SOMMARIO

INTRODUZIONE

CAPITOLO 1 - SHARING ECONOMY 1

1.1 – Definizione 1

1.2 – Drivers della sharing economy: Chi condivide? Perché si condivide? 6

1.2.1 - Chi fa parte della *sharing economy*? 6

1.2.2 - Perché si condivide? 8

CAPITOLO 2 – EFFETTI DELLA SHARING ECONOMY: DISCRIMINAZIONE RAZZIALE E DI CLASSE 12

2.1 – Discriminazione di classe 12

2.2 – Discriminazione razziale 17

CAPITOLO 3 - IMPORTANZA DELLA REGOLAMENTAZIONE 21

3.1 – Introduzione ai problemi della regolamentazione degli Affitti a Breve Termine 21

3.2 – Leggi anti-discriminazione negli Stati Uniti 22

3.3 – Leggi anti-discriminazione in Francia 23

CAPITOLO 4 – AIRBNB 24

4.1 – Le origini 24

4.2 – Modello di business 27

4.3 – Concorrenti 28

4.4 – Differenze tra Airbnb e alberghi 32

4.5 – Fattori Influenzanti la penetrazione del mercato di Airbnb 33

4.6 – Effetti della competizione di Airbnb sul settore alberghiero 34

4.7 – Considerazioni legali sugli affitti a breve termine 36

4.7.1 – Divieto degli affitti a breve termine 37

4.7.2 – Limite sul numero massimo di notti 37

4.7.3 – Limite sul numero massimo delle proprietà 38

CAPITOLO 5 – IL SISTEMA DELLE RECENSIONI DI AIRBNB E GLI EFFETTI SULLA DISCRIMINAZIONE 39

5.1 – Introduzione **39**

5.2 – Esperimento sul sistema di recensioni di Airbnb **39**

5.3 – Risultati **42**

5.4 – Conclusioni **45**

CAPITOLO 6 – DISCRIMINAZIONE RAZZIALE NELLA SHARING ECONOMY: IL CASO AIRBNB 46

6.1 – Discriminazione lato guest **46**
6.1.1 – Introduzione all'esperimento di Edelman et al. (2016) 46
6.1.2 – Design dell'esperimento 47
6.1.3 – Risultati dell'esperimento di Edelman et al. 48

6.2 – Discriminazione lato host **51**
6.2.1 – Introduzione all'esperimento di Edelman (2014) 52
6.2.1.1 – Informazioni sui meccanismi di prenotazione su Airbnb 52
6.2.1.2 – Determinanti del prezzo 56
6.2.1.3 – Una persona di colore guadagna meno degli altri? 57
6.2.1.4 – Consigli sui miglioramenti da apportare al design del processo 59
6.2.2 – Introduzione all'esperimento di Venoo Kakar et al. (2016) 59
6.2.2.1 – Discriminazione nei confronti delle minoranze asiatiche ed ispaniche nel mercato del "*rental housing*" 59
6.2.2.2 – Design dell'esperimento di Venoo Kakar et al. (2016) 60
6.2.2.3 – Risultati dell'esperimento 62
6.2.2.4 – Conclusione 65

CAPITOLO 7 - ANALISI DEI DATI 66

7.1 – Introduzione **66**

7.2 – Pulizia del dataset **67**

7.3 – Descrizione delle variabili utilizzate nell'analisi **71**

7.4 – T-test sulle variabili di interesse **80**

7.5 – Analisi della regressione **87**
7.5.1 – Variabile dipendente 87
7.5.2 – Variabili indipendenti 87
7.5.3 – Regressione 89

CAPITOLO 8 - CONCLUSIONI 99

RINGRAZIAMENTI 102

BIBLIOGRAFIA 103

Introduzione

Dalla sua nascita la sharing economy ha continuato a diffondersi esponenzialmente in tutto il mondo. Il modello di business della sharing economy ha dato vita a colossi di fama mondiale come Uber, Lyft, Glovo, Airbnb, Roommates.com, promettendo considerevoli vantaggi alle classi sociali meno avvantaggiate e alle minoranze etniche. Tuttavia, la classe che ha beneficiato maggiormente dalla sharing economy è stata quella del ceto medio che ha trovato nella stessa una fonte di guadagno alternativa oltre a quella derivante da primo lavoro. Oltre alla discriminazione sociale, le minoranze etniche hanno dovuto fronteggiare il fenomeno della discriminazione razziale, in settori in cui si pensava esser stato eliminato da tempo. Per esempio, da molti anni negli Stati Uniti esistono leggi che tutelano le persone di colore dalla discriminazione in tutti i settori tra cui quello immobiliare, ma sulla piattaforma Airbnb il fenomeno continua ad esistere. Infatti, Edelman et al. nel loro articolo del 2014 hanno dimostrato come gli host di colore su Airbnb riescano ad imporre prezzi mediamente inferiori rispetto agli host di etnia caucasica a parità di condizioni. Nel dettaglio la differenza riscontrata è pari a $37 per notte, che moltiplicata per il numero dei pernottamenti effettuati in un anno, diventa una cifra non trascurabile. Non solo gli host vengono discriminati su Airbnb. Gli studiosi Roumeng Cui et al. hanno dimostrato come anche i guest subiscono gli stessi atti discriminatori. Tuttavia, in questo caso la discriminazione si traduce con vedersi cancellata la prenotazione. Vengono definiti atti discriminatori perché l'unica motivazione dietro la cancellazione della prenotazione consiste nel fatto che il nome del guest richiama ad una particolare etnia. In questa tesi si è scelta Parigi, città in cui provare l'esistenza della discriminazione nei confronti degli host. Infatti, a conferma di quanto scoperto in letteratura, è emerso che a Parigi esiste la discriminazione tra gli ospiti. Tuttavia, la differenza tra prezzi imposti dagli host delle due etnie è inferiore a quella riscontrata da altri autori. In particolare, la differenza è pari a circa il 2%. Comunque, il risultato è considerato attendibile in quanto deriva da un'analisi della regressione controllata per tutte quelle informazioni con cui il guest elabora la scelta di un alloggio rispetto ad un altro. Questo risultato, insieme a quelli riscontrati da altri studiosi in altre città, evidenzia l'esistenza della discriminazione nei mercati online, suggerendo un importante falla, seppur non intenzionale, nel meccanismo di creazione di fiducia su cui si basano tutte le piattaforme online di condivisione.

Capitolo 1 - Sharing economy

1.1 – Definizione

La sharing economy è un fenomeno che ha avuto origine negli Stati Uniti intorno all'anno 2008. Da allora si è diffusa esponenzialmente fino a raggiungere nel 2013 una vera e propria esplosione di popolarità. In molti hanno provato a dare una definizione di questo fenomeno, ma tuttora manca una definizione univoca e condivisa da tutti. Questa ambiguità genera confusione, non solo tra filosofi ed economisti ma anche nel governo che rimane perplesso e dubbioso su quali normative e leggi introdurre per regolamentare la sharing economy. In questo clima di confusione proliferano termini come "platform economy", "on demand economy", "peer to peer economy", "gig economy", tutte derivazioni del concetto di *sharing economy*, seppur racchiudendo in loro stessi significati e pratiche molto diverse da tra loro.

Per a fare un po' di ordine tra le diverse definizioni si può utilizzare come guida la definizione di Rachel Botsman (2013), co-autrice insieme a Roo Rogers di "*What's mine is yours*", ad oggi considerata una esperta internazionale della *sharing economy*. Si ricordi al lettore che questa definizione è solo una delle molte presenti in letteratura. In questa tesi si è voluto utilizzarla come punto di partenza in quanto è riconosciuta come la più completa rispetto alle altre definizioni ma non è esente da critiche e punti di vista differenti. Proseguendo, l'autrice distingue in quattro diverse categorie quello che normalmente è racchiuso nel singolo termine *sharing economy*: "*collaborative economy*", "*collaborative consumption*", "*sharing economy*" e "*peer economy*".

Il termine *collaborative economy* si può definire come: "un'economia basata su reti distribuite formate da individui e comunità interconnessi tra loro, in opposizione ad una istituzione centralizzata, che trasforma le modalità con cui produciamo, consumiamo, finanziamo, impariamo" (Botsman 2013). Con questa definizione, Botsman, intende sottolineare la differenza tra economia collaborativa e la classica economia di mercato, definita dalla stessa autrice non-collaborativa. In un'economia non-collaborativa ognuno si impegna a raggiungere il proprio obiettivo tramite azioni singole cercando di trarre il massimo vantaggio personale. In un'economia collaborativa, invece, i singoli individui uniscono i loro sforzi per raggiungere un obiettivo comune. Una collaborazione di questo tipo, *goal-oriented,* facilita la creazione di fiducia tra individui poiché tutte le differenze si allineano verso uno scopo comune e i

collaboratori hanno tutti un ruolo ben definito. La *collaborative economy* può essere anche vista come un contenitore in cui ricadono tutte le altre prassi. La stessa, inoltre, è ulteriormente suddivisa in quattro sottocategorie:

1. **Produzione** (*collaborative production*): network di persone che collaborano alla progettazione, alla produzione, alla creazione e alla distribuzione (es. Nimber) di un prodotto o di un servizio, attraverso reti di collaborazione (es. Quirky).
2. **Consumo** (*collaborative consumption*): questa prassi di collaborazione è molto importante tanto da essere considerata il miglior sinonimo di *sharing economy*. Per questo motivo le verrà dedicato un paragrafo a parte.
3. **Finanza** (*collaborative finance*): pratica di condivisione riguardante il mondo della finanza per cui invece di rivolgersi ai tradizionali istituti finanziari per un finanziamento, un prestito o un investimento, ci si rivolge ad un network di persone che insieme finanziano il progetto condividendo il rischio. Si tratta di forme di *peer to peer* banking e nuovi modelli di investimento in gradi di decentralizzare la finanza stessa. Per chiarire il concetto, di seguito alcuni esempi. Il *crowdfounding* in cui un gruppo di persone si unisce per finanziare un progetto. Prestito *peer to peer* dove invece di rivolgersi ad una banca ci si mette in contatto con un privato (es. Zopa). Le monete complementari, ossia monete diverse da quelle in corso legale ma comuni per tutto il network di persone come ad esempio il tempo (es. TimeRepublik, Economy of Hours). Assicurazioni collaborative in cui gruppi di persone si uniscono per creare il proprio gruppo assicurativo (es. Bought by Many).
4. **Istruzione** (*collaborative learning*): prassi di collaborazione che si riferisce ai nuovi modelli di *open education* e apprendimento *peer to peer* con lo scopo di rendere l'istruzione veramente accessibile a tutti. La prassi più famosa di *collaborative learning* nasce il 15 gennaio del 2001 dalle menti geniali di Jimmy Wales e Larry Sanger, il quale pensò di unire la parola hawaiana "*wiki*" (veloce) con il termine "*pedia*" dal greco antico (paideia, formazione). Wikipedia rimane tuttora il sito *crowd-source knowledge* più famoso al mondo in cui le persone aggregano pubblicamente le proprie conoscenze, rendendole disponibili a tutti. Esistono altre prassi come la condivisione di competenze (es. Skilio, Coursera) o *open courses* e materiali didattici gratuiti disponibili online (es. FutureLearn).

Collaborative consumption è la seconda forma di scambio economico associata alla *sharing economy*. Questo termine non è nuovo alla letteratura anzi è stato coniato addirittura nel 1978 ma solo recentemente è tornato in auge. La definizione più diffusa riprende alcuni concetti della

sharing economy poiché è definito come "un'attività basata su logiche di rete per ottenere, dare o condividere il godimento di beni e servizi, gestita attraverso una piattaforma online" (Hamari et al., 2015). Hamari non fa distinzioni tra *sharing economy e collaborative consumption*. Altri autori, invece, sentono il bisogno di marcare una differenza netta tra le due economie. Per esempio, Botsman definisce *collaborative consumption* come "un modello economico basato sulla condivisione, scambio, commercio o affitto di beni e servizi privilegiando l'accesso piuttosto che l'acquisizione di proprietà". Altri autori ancora ritengono che questa definizione sia troppo ampia avendo incluso tutte le modalità classiche di scambio commerciale come noleggio, scambio, baratto, prestito, dono. Per esempio, l'autore Belk differenzia ancor più chiaramente *collaborative consumption* da *sharing economy* sottolineando come gli individui che coordinano l'acquisizione o la distribuzione di una risorsa percepiscano una remunerazione o un compenso di altro tipo. Includendo il termine "compenso di altri tipo", Belk si riferisce alla possibilità di dare o ricevere un compenso non strettamente monetario come uno scambio, una donazione o un baratto. Egli enfatizza questo fatto perché ritiene che *collaborative consumption* richieda una qualche forma di compenso e si trovi a metà tra *marketplace exchange* e *sharing economy* condividendo aspetti caratteristici di uno e dell'altro. Altri autori ancora si riferiscono allo stesso concetto con il termine *access-based consumption* tralasciando il termine collaborazione. Essi definisco *access-based consumption* come la preferenza delle persone ad aver accesso al bene e pagarne l'esperienza di utilizzo temporaneo piuttosto che averne la proprietà (Bardhi & Eckhardt, 2012 p. 881). Approfondendo ancora l'argomento Botsman suddivide ulteriormente *collaborative consumption* in tre sottocategorie: *collaborative lifestyle, redistribution market* e *product service system*. Di seguito una breve spiegazione di cosa si intende con questi termini. *Collaborative lifestyle* si riferisce a persone con simili bisogni ed interessi che collaborano in modo da scambiarsi risorse intangibili come tempo, spazio, competenze e denaro. Si possono scambiare spazi di lavoro (es. Cowo, The cube London), libri (es. Green Book Club), tempo e commissioni (es. Southwark circle), competenze (es. Brookling skillshare, Coursera). Il focus in questo caso non sono gli scambi ma l'interazione tra persone con la conseguenza di generare una miriade di relazioni e una forte connettività sociale. Con *redistribuition market* si intende la creazione di un mercato di redistribuzione di oggetti inutilizzati o sottoutilizzati, scambiati con beni monetari e non-monetari con qualsiasi persona ne abbia bisogno e in qualsiasi luogo. Si possono scambiare questi beni gratuitamente (es. Freecycle, Permute, Around Again), in cambio di punti (es. UISwap, PersoPerPerso) e in cambio di denaro (es. eBay). Si può redistribuire di tutto e, secondo Botsman, "*Redistribution*" rappresenta la quinta 'R': *Reduce, Recycle, Reuse, Repair and Redistribute*. Infine, con *product service system si intende* un mercato dove aziende o individui, invece di vendere i beni, li trasformano in servizi, ossia, prodotti a noleggio per cui

le persone pagano per trarre un beneficio ma senza acquisirne la proprietà. Un esempio di questa prassi è il *ride sharing* in cui le persone condividono i posti sulla propria auto con chi a bisogno di quel servizio per la propria mobilità.

Proseguendo con il termine *sharing economy*, Botsman lo definisce come un modello economico basato sulla condivisione di risorse sottoutilizzate che possono variare dallo spazio in eccesso a competenze a beni in generale in cambio di benefici monetari e non monetari. Botsman crede, inoltre, che ci siano ottime potenzialità sia per un mercato di tipo "peer to peer" (P2P) sia per un mercato "business to consumer" (B2C). questa opinione è in contrasto con il punto di vista proposto da Belk (Russel W. Belk professore alla Shulich School Business, York University), il quale crede che sia improprio utilizzare il termine "*sharing economy*" per definire mercato di condivisione tra aziende. Il termine più corretto, secondo l'autore, dovrebbe essere "*pseudo-sharing economy*", ovvero un business più vicino all'affitto temporaneo di risorse più che una condivisione. Il motivo di questa considerazione da parte di Belk è di sottolineare l'importanza di distinguere una *sharing economy* a scopo di lucro da una no-profit. D'altra parte, Botsman apre alla possibilità di un'applicazione nel campo B2C ma riconosce che il campo principale rimane il P2P come il professor Belk. Proprio questa attinenza con il mercato P2P ci permette di differenziare il termine *sharing economy* da *collaborative consumption*. Il modello di transazione applicato per *collaborative consumption* comprende sia il "peer to peer" (P2P) sia il "business to business" (B2B) sia il "business to consumer" (B2C). Secondo questa logica, quindi, la *sharing economy* è parte della *collaborative consumption* ma quest'ultima si spinge ancora più in là includendo anche due ulteriori modelli di transazione (Botsman).

Oltre agli autori sopracitati si ricorda il contributo offerto alla letteratura da Benita Matofska, fondatrice del movimento globale "*The people who share*". L'autrice definisce *sharing economy* come un nuovo modello socio-economico basato sulla condivisione delle risorse fisiche o intellettuali degli individui che ne fanno parte. Non importa cosa viene condiviso se beni, servizi, dati, abilità, se da più individui tra loro o tra comunità, l'importante è la condivisione con fini monetari e non-monetari. Matofska, quindi, pensa ad un modello in cui si predilige l'accesso al godimento del bene contro l'acquisto di proprietà, riuso versus acquisto, in cui devono essere presenti una relazione P2P e una piattaforma tecnologica a supporto delle relazioni online. A differenza di Botsman, l'autrice ritiene indispensabile la presenza di una piattaforma tecnologica esattamente come l'autore Hamari.

L'autrice prosegue nel suo blog ad approfondire il concetto di *sharing economy* spiegando quali siano i blocchi che la compongano. Dieci sono i blocchi individuati:

1. **Persone:** le persone sono il cuore del nuovo sistema socioeconomico; l'autrice arriva a definire *sharing economy* come una *People's economy* in cui le persone sono la stessa base fondatrice dell'economia. In questa economia le persone sono membri attivi delle loro comunità. I membri possono essere singoli individui, comunità, aziende, organizzazioni, associazioni, ossia chiunque sia un partecipante di un modello economico basato sulla condivisione a cui tutti contribuiscono e traggono benefici.
2. **Produzione:** in una economia di condivisione, tutti i membri attivi collaborano alla produzione di beni e servizi. Tutti posso accedere alla produzione se lo desiderano. Grazie a internet e ai network di relazioni, lo sviluppo collettivo di prodotti e servizi ha potuto trascendere i confini geografici, permettendo alle piccole aziende lo ali di avere un respiro internazionale.
3. **Valori e modello di scambi:** *sharing economy* è un modello di economia ibrido in cui coesistono diverse forme di scambi commerciali, di creazione del valore ed incentivi. La creazione del valore per i membri della comunità non passa solo attraverso il valore finanziario ma assume un significato più ampio. Salvaguardia dell'ambiente e benessere sociale sono ugualmente importanti. Nella *sharing economy* il compenso può essere materiale o non-materiale e si incoraggia i propri membri ad utilizzare efficientemente le risorse. In questa economia quello che è visto da altri un "oggetto superfluo", un "rifiuto", assume un valore, viene considerato come una risorsa inutilizzata.
4. **Distribuzione:** in questo modello di economia risorse prodotte sono distribuite equamente a livello, locale, regionale, nazionale e globale. Una caratteristica fondamentale della *sharing economy* è che le risorse sottoutilizzate o allocate erroneamente, sono riallocate a chi le vuole o ne ha bisogno, creando un circolo virtuoso di riciclo e riuso. Il riciclo, il riuso, la condivisione sono tutti strumenti ampiamente utilizzati in questa economia e permettono di allungare il ciclo di vita di un prodotto, posticipando la sua trasformazione in rifiuto. Come Botsman, l'autrice promuove e sostiene nella sua definizione la preferenza a pagare il godimento del bene o servizio, piuttosto che l'acquisto della proprietà.
5. **Ambiente:** la salvaguardia dell'ambiente è un principio fondamentale e fondante della *sharing economy*. Creazione del valore, produzione e distribuzione operano in sinergia o in armonia con le risorse naturali disponibili, non a spese del pianeta, promuovendo lo sviluppo dell'umanità riducendo il minimo possibile l'impatto ambientale. Oltre condividere i beni si condivide la responsabilità ambientale.
6. **Potere:** la *sharing economy* rende i cittadini più forti sia economicamente sia a livello sociale. I membri partecipanti beneficiano di economie di scale e la possibilità di poter

usufruire di beni senza doverne acquistare la proprietà. L'economia di condivisione per come è strutturata promuove l'utilizzo di prezzi onesti, riduce l'iniquità sociale e la povertà. Inoltre, aiuta le persone a diventare cittadini attivi e profondamente legati alle loro comunità ed attenti alla salvaguardia dell'ambiente in cui vivono.

7. **Leggi per la condivisione:** nella *sharing economy* il maccanismo legislativo è democratico, pubblico ed accessibile a tutti. Il meccanismo è pensato in modo da poter coinvolgere il maggior numero di persone di tutte le classi sociali. Le leggi e le normative incentivano la pratica della condivisione tra cittadini e tra aziende.
8. **Comunicazione:** l'informazione e la conoscenza circolano libere ed accessibili da tutti. La comunicazione è fondamentale per la crescita e lo sviluppo di un'economia di condivisione. La libertà delle informazioni e della conoscenza si traduce con facilità di accesso e possibilità di utilizzarle da tutti. I mezzi che supportano il flusso delle comunicazioni e la condivisione sono tecnologia e social network. Questo sistema rende facile accedere a corsi specializzati, master, video lezioni e di conseguenza l'acquisizione di competenze, informazioni, conoscenza pari al livello di università prestigiose.
9. **Cultura:** la *sharing economy* promuove la cultura del "*we*" dove sono tenuti in grande considerazione concetti come "bene superiore" e "comunità globale". L'idea dietro a questi concetti è che le azioni dei singoli portano conseguenze che vanno al di là del singolo stesso coinvolgendo tutta la comunità. Uno stile di vita di condivisione può essere adottato da tutti senza fare distinzioni tra genere, orientamento sessuale, religione, colore della pelle, ceto sociale, etnia. La diversità è celebrata, la collaborazione tra culture diverse applaudita ed incentivata. La cultura della condivisione sta cambiando anche il settore del business. Pratiche come *conscious business, social business, sustainable business, ethical business, social enterprise,* fanno parte della cultura della *sharing economy*.
10. **Futuro:** visione a lungo termine, considerare l'impatto e le conseguenze delle azioni del presente sul futuro, sono caratteristiche fondanti della *sharing economy*. Un approccio sistematico ai cambiamenti e il pensiero strategico sono fondamentali per il successo della *sharing economy*.

1.2 – Drivers della sharing economy: Chi condivide? Perché si condivide?

1.2.1 - Chi fa parte della *sharing economy*?

Sono tre i fattori discriminanti: età, locazione geografica e cultura. La *sharing economy* nasce e prospera nelle grandi città dove è maggiore il bacino di utenza. Nelle aree rurali questo fenomeno non è nemmeno presente. I partecipanti sono per lo più ragazzi giovani ed istruiti. Tuttavia, è difficile stabilire con certezza quale sia la composizione di questo gruppo, poiché sono pochi gli studi e gli articoli redatti su questo argomento. Detto questo tutti gli studiosi sono concordi ad affermare che il nucleo principale degli utenti rimangono gli studenti universitari, i neolaureati e gli under-35. Tra i pochi articoli presenti in letteratura citiamo il sondaggio del 2016 del *Pew research center* che ha scoperto che tutto il gruppo degli under-35 è probabile che siano clienti di piattaforme come Uber, AirBnB, ShareWear rispetto a clienti di età più avanzate. Il gruppo tra i 29 e i 44, invece, è più propenso alla pratica dell'affitto più che a quella dell'acquisto della proprietà, forse per il costo, ipotizza *Pew research center*. Inoltre, la fascia più giovane degli utilizzatori di piattaforme di condivisione preferisce acquistare prodotti di seconda mano (ebay) e di utilizzare la nuova forza lavoro dei *gig worker*. Il sondaggio prosegue evidenziando che tra i giovani utilizzatori, il 15% di questi ha utilizzato servizi di *ride-hailing*, l'11% di *home sharing*, il 4% servizi di *co-working e task labor*, il 2% di *rent clothing*. In conclusione, *Pew research center* riferisce che la tendenza ad utilizzare piattaforme di condivisione decresce vistosamente dopo i 45 anni e che il gruppo con un'età compresa tra i 18 e i 29 anni è propenso fino a due volte in più a lavorare come *gig worker* e *tasker* rispetto al resto della popolazione. *Pew research center* non è l'unico ad aver pubblicato sondaggi su questo argomento. *Blooberg* in un sondaggio del 2015 riferisce che il 34% della popolazione statunitense della fascia di età compresa tra i 16 e i 34 anni fa parte di una delle piattaforme della *sharing economy* o lo sarà entro un anno. Si ricorda al lettore che stiamo parlando di ragazzi giovani molto istruiti; sono gli studenti universitari e neolaureati ad essere il cuore degli utilizzatori di piatteforme di condivisione. Infatti, *TaskRabbit* riporta che circa il 70% dei suoi utenti possiede un'istruzione di livello universitario o maggiore. Ad avvalorare questo fatto, si riporta l'articolo del 2018 intitolato: "*An Analysis of the Labor Market for Uber's Driver-Partners in the United States*" degli autori Jonathan Hall e Alan Krueger in cui affermano che dei 601 autisti di Uber intervistati il 37% dichiara di avere una laurea triennale, il 40% una *associate's degree* e l'11% una laurea magistrale. Per concludere si riporta ancora un'evidenza tratta dal libro "*The Oxford Handbook of consumption*" (2019) di Juliet Schor e Mehmet Cansoy in cui anche loro hanno riscontrato che gli utenti delle piattaforme di condivisione non hanno meno del diploma e la maggior parte sono studenti universitari o neolaureati. Prima di passare al prossimo paragrafo, è doveroso riportare quanto detto dalla letteratura italiana su questo argomento. L'autrice dell'articolo intitolato: "*Un'introduzione alla sharing economy*", Monica Bernardi, riporta quanto è stato scoperto da una ricerca realizzata da collaboriamo.org e da PHD

media e presentata nel corso della seconda edizione di Sharitaly del 1° Dicembre 2014. I risultati sono in linea con quelli internazionali sopracitati. Gli utenti delle piattaforme di condivisione sono sia uomini sia donne residenti soprattutto in contesti urbani con un alto livello di istruzione. Le persone che utilizzano i servizi di sharing lo fanno sia per risparmiare e ridurre i consumi, sia per guadagnare un extra oltre al reddito personale. Il range d'età va dai 18 ai 34 anni con una buona partecipazione anche dai 35 ai 54, tutti con un profilo personale orientato al cambiamento e all'innovazione. Inoltre, il Rapporto Coop Consumi e Distribuzione del 2014 riferisce che la propensione degli italiani alla condivisione è alta. Il 55% degli italiani è pronto a provare servizi di condivisione o gli ha già provati, percentuale più alta tra i popoli europei: 53% per gli spagnoli, 46% per i tedeschi, 29% per inglesi e francesi. Un'altra ricerca realizzata da Doxa Duepuntozero afferma che la propensione non è solo alta ma anche in crescita; tra il 2013 e il 2014 gli utenti dei servizi di condivisione sono aumentati del 69%. Si ricordi che si tratta quindi di un fenomeno in crescita, pertanto le stime sono passibili di modifiche, peraltro veloci, e il numero delle piattaforme è sicuramente aumentato rispetto alla data di presentazione della ricerca.

1.2.2 - Perché si condivide?

Molte sono le motivazioni che sono state discusse in letteratura; per fare chiarezza si sono suddivise in due macrocategorie: motivazioni sociologiche ed economiche. La motivazione economica è facile da spiegare in quanto la maggior parte dei membri partecipanti all'economia di condivisione sono giovani universitari. Ossia, i giovani saranno pur istruiti ma hanno una capacità economica limitata. In particolare, questa affermazione fu valida durante il periodo della grande recessione del 2008, anni in cui nacque la *sharing economy*. A quel tempo i giovani guardavano le nascenti piattaforme di condivisione come un modo per risparmiare e guadagnare denaro.

Non è solo la possibilità di risparmio e di guadagno a fare da driver per la *sharing economy*. Gli autori Juliet B. Schor e Mehmet Cansoy del libro: "*The Oxford handbook of consumption*", riportano che i giovani si affacciano alle piattaforme di condivisione anche per portare avanti progetti dal forte carattere etico/morale ed iniziative sempre più *eco-friendly*. Inoltre, Connor J. Fitzmaurice e Juliet B. Schor vedono la partecipazione dei giovani nella *sharing economy* come un atto di ribellione verso la classica economia capitalistica e il suo consumismo. Gli autori continuano dicendo che non c'è da stupirsi se i giovani hanno una visione del capitalismo alquanto negativa. Infatti, negli Stati Uniti il gruppo di giovani di età compresa tra i 18 e i 29 anni non vede di buon occhio il capitalismo e ha una visione più positiva del socialismo. La causa di

questo scostamento dal passato è ancora riferibile alla grande recessione che ha rappresentato il più grande fallimento del sistema capitalistico, lasciando una cicatrice indelebile nella psiche dei millennial e nelle generazioni successive. Tuttavia, specifica Fitzmaurice, i giovani non ritengono che sia il socialismo l'alternativa alla cultura capitalistica. Schor e Cansoy, invece, comparano il comportamento anti-capitalistico della *sharing economy* al pensiero dei critici del neoliberismo. Gli stessi critici, tuttavia, vedono l'economia di condivisione come un sistema fortemente iniquo. I critici del neoliberismo vedono le piattaforme di condivisione come un concetto fraudolento in quanto sono per lo più votate alla ricerca del guadagno piuttosto che alla genuina solidarietà. I partecipanti percepiscono solamente gli avanzi del valore generato dalle piattaforme. Nella loro critica ritengono che la *sharing economy* stia creando un sistema di sfruttamento economico più efficiente, brutale e totalitario del capitalismo stesso (Hill 2105; Scholz 2017; Slee 2015). Continuando con il pensiero di Juliet B. Schor e Mehmet Cansoy, gli autori hanno riscontrato nella loro ricerca anche l'esistenza di una componente sociale nella scelta dei giovani di partecipare a piattaforme di condivisione. Per loro il settore offre la possibilità di nuove relazioni sociali, flessibilità, autonomia, nuovi mezzi con cui iniziare attività di impresa e con cui guadagnare un po' di soldi. I giovani non criticano questo nuovo mercato, anzi ne incoraggiano la crescita. Indagando le motivazioni di partecipazione di coloro che usano le piattaforme come fonte di guadagno, Schor e Cansoy, hanno notato come sia molto rilevante la componente sociale nel loro modello economico. Gli autori riportano che alcuni utenti di Airbnb continuerebbero ospitare anche qualora avessero guadagnato tutto il denaro che avrebbero potuto desiderare. Per questi utenti è molto importante poter sviluppare un rapporto di amicizia duratura con i loro ospiti e che preferiscono questo fatto al mero denaro. Esiste anche la categoria degli *homo instrumentalis* che non ricercano relazioni sociali per massimizzare il loro beneficio ma si accontentano di guadagnare abbastanza da coprire le spese del locale. Un'altra motivazione all'uso delle piattaforme di condivisione è stata riscontrata di Fitzmaurice per cui alcuni utenti le vedono come un mercato in cui poter valorizzare l'artigianato e i prodotti fai da te. In questo caso viene meno la motivazione della creazione di un mercato basato sull'eticità e sulla moralità in cambio di una microeconomia domestica. Il fatto che le persone stiano trasformando l'idea iniziale di costruire un mercato basato sulla pura condivisione in un mercato simil capitalista è la ragione per cui i critici neo-liberisti hanno mosso le loro critiche nei confronti della *sharing economy*. Tuttavia, alcuni autori non ritengono che l'idea di un mercato moralista di condivisione debba essere, per forza, in contrasto con la visione consumistica del capitalismo. Per esempio, l'autrice Lindsey B. Carfagna (2014) dell'articolo "*An emerging eco-habitus: The reconfiguration of high cultural capital practices among ethical consumers*" ritiene che le considerazioni morali ed etiche siano la base della creazione delle nuove pratiche di condivisione

dei giovani membri. Non importa se queste pratiche abbiano una parte intrinseca di sfruttamento economico, agli occhi degli utenti conta di più l'intenzione di creare una pratica etica che contribuisca a risolvere "ecologicamente" uno dei problemi che stanno a cuore alle nuove generazioni. Con "ecologico" ci si riferisce alla logica con cui i giovani ritengano si debba trattare la natura, l'ambiente, le specie animali e gli altri esseri umani. Si ritrova tale logica nelle piattaforme di *timebanks, food swaps, gift site* e *food-sahring*. Ridurre lo spreco di risorse, fornire cibo sano alle persone che ne hanno bisogno, garantire l'uso di beni e servizi ad un prezzo accessibile, sono tutte motivazioni che spingono i giovani ad unirsi alle piattaforme della *sharing economy*. Si può definire questa caratteristica dei partecipanti come sensibilità ecologica. Schor e Cansoy hanno indentificato tre dimensioni di sensibilità/pratica ecologica; i giovani preferiscono il locale rispetto al globale, il manuale rispetto l'intellettuale, il concreto rispetto all'astratto. Tutte e tre queste dimensioni sono i principi su cui si basano le pratiche della condivisione. Il primo principio è il più diffuso; lo troviamo in molte piattaforme online di condivisione e permette di costruire un'economia locale che sia di beneficio ai piccoli artigiani. I giovani vogliono toccare con mano e provare ad immedesimarsi con la vita delle persone del posto. Questo principio è applicato anche a piattaforme come Airbnb dove si è potuto vedere come nelle discussioni tra gli utenti il tema "*live like a local*" sia ampiamente diffuso. I turisti preferiscono vivere un'esperienza come se fossero persone del posto, invece di essere confinati nelle aree da turisti. I turisti vogliono poter passare del tempo e conoscere le persone locali. A questo proposito Airbnb ha introdotto la possibilità di passare del tempo con il padrone di casa e i loro amici, dietro un compenso ovviamente. Gli autori notano quanto sia contraddittoria questa prassi, in quanto i membri della *sharing economy* sono in grado di attraversare anche continenti interi per provare esperienze e vivere come da persone del posto. La seconda e terza dimensione, manuale e concreto, sono legate tra loro. I membri dell'economia di condivisione preferiscono poter creare oggetti con le loro mani ed essere creativi. Gli autori fanno alcuni esempi di queste prassi; ad esempio nel *food swaps* i beni che sono scambiati sono fatti in casa, oppure, i *timebankers* usano il loro network di conoscenze per imparare a fare lavori manuali. Schor e Cansoy attribuiscono la causa della nascita di questa prassi alla volontà delle persone di staccare la mente da un lavoro prettamente intellettuale e di concentrarsi sulla manualità. Prendendo di nuovo ad esempio Airbnb, alcuni utenti preferiscono affittare le case agli hotel anche per poter praticare lavori manuali come cucinare o preparare il caffè (Schor e Fitzmaurice 2018). Questo cambiamento verso un lavoro più manuale è legato anche all'importanza della materialità nelle nuove pratiche di condivisione. Gli autori, dalle loro interviste, hanno notato un tacito orientamento dei giovani membri verso alla lavorazione manuale di materiali naturali come il legno e rifiutano di utilizzare materiali sintetici come la plastica. Per concludere Schor e

Cansoy riferiscono come il senso morale dei giovani membri della *sharing economy* si sposi bene con lo scopo *eco-frinedly* della stessa. In un mondo dove il capitalismo genera profonda ineguaglianza e i cambiamenti climatici sono ormai cosa certa, i giovani cercano una soluzione alternativa a questi problemi; pur non essendo sicuri che la *sharing economy* sia la soluzione a questi problemi rimangono fiduciosi e speranzosi.

Un'altra motivazione sul perché si utilizzino le piattaforme di condivisione la propongono Zach W.Y. Lee, Tommy K.H. Chan, M.S. Balaji, Alain Yee-Loong Chong (2018) nell'articolo: "*Why people participate in the sharing economy: an empirical investigation of Uber*". Gli autori hanno analizzato un campione di 295 utenti di Uber a Hong Kong e utilizzato tecniche di regressione per analizzare i dati. Lee e colleghi hanno testato 6 ipotesi cercando di indagare quali fossero le motivazioni che spingessero le persone ad utilizzare Uber e in generale le piattaforme online di condivisione. La base teorica su cui hanno fatto affidamento è il libro: "*Trust and satisfaction, two stepping stones for successful e-commerce relationships: a longitudinal exploration*" degli autori Kim, D.J., Ferrin, D.L. e Rao (2009), in cui affermano che i consumatori di un mercato tecnologico sono influenzati dalla percezione del rischio, dalla percezione dei benefici e dalla fiducia. Con percezione dei rischi ci si riferisce alla potenziale raccolta ed utilizzo di informazioni personali con finalità criminali o perlomeno non etiche. Questo perché per avere accesso alle varie piattaforme online bisogna fornire dettagliati dati sensibili. Inoltre, con percezione dei rischi gli autori si riferiscono anche alle possibili situazioni spiacevoli e pericolose in cui gli utenti possono essere coinvolti utilizzando le piattaforme. Per esempio, furti o rischi per la sicurezza personale. Per questo morivo, gli autori ritengono che la percezione dei rischi sia correlata negativamente con il desiderio a diventare membri della *sharing economy*.

Con percezione dei benefici si intende due categorie di benefici: benefici intrinsechi e benefici estrinsechi. I primi si riferiscono a quelle ricompense non tangibili come il divertimento. I secondi a ricompense tangibili come il denaro. Gli autori ritengono che la percezione dei benefici sia correlata positivamente con la partecipazione alla *sharing economy*. Con fiducia ci si riferisce alle situazioni di incertezza dove il consumatore deve affidarsi al fornitore del servizio. Avere un alto livello fiducia vuol dire che i consumatori ritengono che sia molto improbabile che il fornitore venga meno ai suoi obblighi commerciali come il rispetto delle normative di legge. In pratica, gli autori ritengono che la fiducia possa mitigare l'effetto negativo della percezione dei rischi, potenziare l'effetto positivo della percezione dei benefici, essere correlata positivamente con la propensione delle persone a partecipare alla *sharing economy* ed essere correlata positivamente alla percezione della qualità della piattaforma fornitrice del servizio. I risultati hanno mostrato come la percezione dei benefici molto correlata positivamente con l'intenzione

delle persone a partecipare nella *sharing economy*. La fiducia, inoltre, aumenta la percezione dei benefici e riduce la percezione dei rischi. Gli autori hanno scoperto anche che la qualità dei siti è un fattore molto importante per generare fiducia agli occhi dei consumatori, ma non solo quella. Creare un buon sistema di recensioni e rating sono ottimi mezzi per generare fiducia nei consumatori. Per concludere gli autori avvertono di fare attenzione a generalizzare questi risultati in quanto bisognerebbe fare ulteriori analisi anche su altre piattaforme.

Capitolo 2 – Effetti della sharing economy: discriminazione razziale e di classe

2.1 – Discriminazione di classe

Nella sezione precedente è stato riportato come la partecipazione alla *sharing economy* porti benefici e vantaggi ai suoi partecipanti. Benefici riassumibili in efficienza, benessere sociale e sostenibilità ambientale. Inoltre, alcune aziende affermano che le piattaforme di condivisione favoriscano condizioni di equità sociale. Ossia, la *sharing economy* offre opportunità di guadagno anche alle classi sociali meno avvantaggiate. Questo è il pensiero di aziende come Airbnb, Uber, Glovo ecc... Tuttavia, diversi studi hanno dimostrato che dietro tutti i benefici e i vantaggi proposti dalle queste pratiche di condivisione si nasconde una forte componente discriminatoria. Perlopiù discriminazione razziale ma, è stato dimostrato come esista anche discriminazione basata sulla classe sociale, seppur meno evidente. Questo perché l'evidenza delle prove è offuscata dall'effetto *disruptive* dell'economia di condivisione. Schor e Cansoy ritengono che è molto probabile che le piattaforme online creino benessere solamente alla classe sociale del ceto medio istruito alle spese della classe delle classi sociali più povere e meno istruite. In pratica la *sharing economy* crea ricchezza solo per le persone che già la possiedono. Andando ad approfondire l'argomento, solitamente si parla dell'economia di condivisione in termini di potenziali benefici; ossia, di come elimino le barriere d'ingresso di un mercato, ad esempio il costo della licenza dei taxi. A favore di questo argomento si riporta l'articolo degli autori John J. Horton e Richard J. Zeckhauser (2016): "*Owning, using and renting: some simple economics of the sharing economy*". Gli autori fanno notare come la *sharing economy* abbia permesso di superare una grande varietà di problemi legati ai costi. Ad esempio, il costo di mercato della ricerca delle informazioni e della valutazione dei partner commerciali è stato ridotto di molto grazie all'avvento di internet. Tuttavia, rimane il problema legato

all'ottenimento delle risorse necessarie. Se un individuo volesse entrare in un mercato storicamente dominato delle imprese, dovrebbe possedere una quantità di risorse almeno pari ad esse. Nella maggior parte dei casi questo non avviene. La mancanza di risorse si può identificare con costi eccessivi di marketing, di esperti del settore, scarso potere contrattuale, assicurazioni onerose e così via. Inoltre, le singole persone all'inizio godono di scarsa reputazione, ossia, non hanno un brand affermato e famoso. La *sharing economy* ha permesso di superare tutte queste barriere. Le piattaforme online di condivisione permettono ai singoli individui di diventare competitori in un mercato storicamente accessibile solamente alle imprese. Gli esempi più eclatanti sono Airbnb e Uber che permettono ai loro membri di poter competere con hotel e taxi. Un altro punto importante a favore di coloro che sostengo l'economia di condivisione è che coloro che hanno un passato criminale non sono discriminati, al contrario di molte altre aziende. Tuttavia, negli ultimi anni sono state fatte molte pressioni per impedire a queste persone di utilizzare le piattaforme online, soprattutto per le piattaforme che richiedono il trasporto di persone. Un'altra barriera abbattuta della *sharing economy* sono le tempistiche e la modalità di assunzione; in molte piattaforme basta iscriversi online e attendere ad una sessione di orientamento oppure registrare una proprietà su un sito, per iniziare a guadagnare. In teoria queste pratiche dovrebbero avvantaggiare tutte quelle persone con meno risorse economiche come i giovani, i meno abbienti e le minoranze. Tuttavia, gli autori Schor e Cansoy in un loro articolo riportano che c'è una differenza di guadagno tra etnie diverse, classi sociali e persone con differenti livelli di educazione. Quello che è emerso è che una persona di colore guadagna di meno di una bianca, che il guadagno aumenta con l'aumentare del livello salariale e che i giovani istruiti guadagnano di più di giovani meno istruiti. I sostenitori dell'economia di condivisione, invece, ritengono che le entrate aggiuntive derivanti dalla stessa contribuiscano ad aumentare il reddito familiare delle classi meno avvantaggiate. L'economista sostenitore di questa teoria, Gene Sperling, nell'articolo "*How Airbnb Combats Middle Class Income Stagnation*" riporta di come le entrate derivanti da Airbnb aiutino il ceto medio a superare il periodo di stagnazione e la decrescita del reddito familiare degli ultimi 20 anni. L'autore ritiene che per superare le difficoltà economiche di un paese non bastino le riforme sociali e gli aiuti da parte dello stato, ma anche l'innovazione in campo privato può fare la differenza. Continua mostrando come storicamente il reddito degli americani sia stato in continua crescita. Tuttavia, nel periodo tra il 1989 e il 2013 la media del reddito è rimasta pressoché invariata, vedi fig. 1.

Figura 1: Media del reddito familiare annuo di una famiglia americana

Da come si può dedurre dalla soprastante fig. 1, il reddito familiare è crollato da 56.451$ del 2001 a 52.770 nel 2013, stesso ordine di grandezza del reddito percepito dalle famiglie americane nel 1989. Sperling dimostra nel suo articolo come la pratica dell'*home sharing* possa colmare questo divario, vedi fig. 2. Secondo i dati Airbnb raccolti nel 2014, gli utenti che solitamente danno in affitto la prima casa per 66 giorni l'anno, in media ottengono un ritorno economico di 7.530$. Cifra necessaria a colmare il buco causato dalla stagnazione economica del 2001.

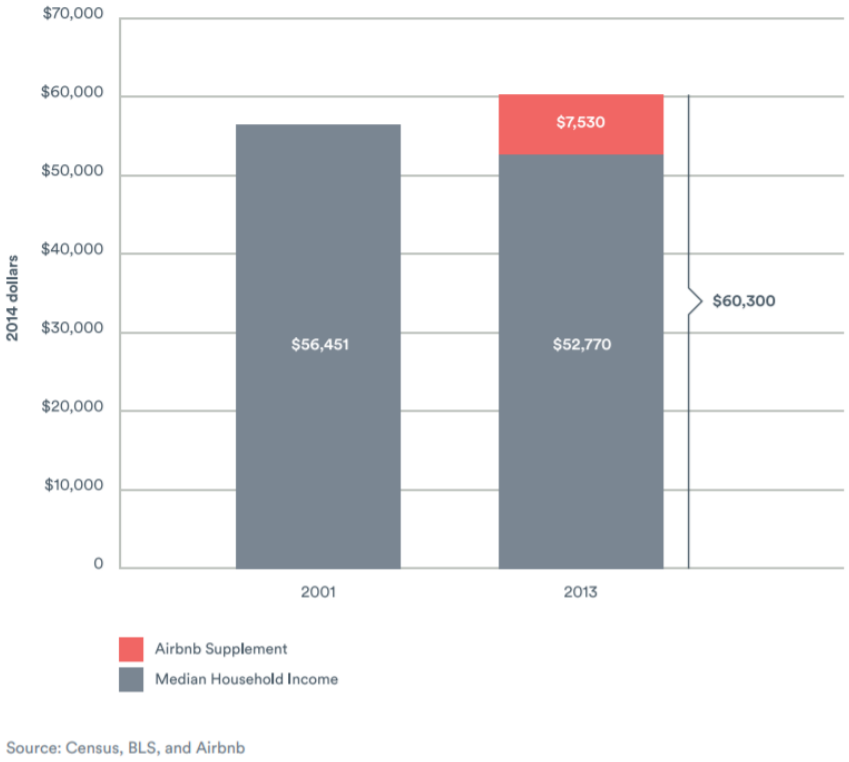


Figura 2: Grafico mostrante il gap tra la media del reddito familiare del 2001 e il 2013

In conclusione, Sperling raccomanda di continuare con le riforme e gli aiuti pubblici perché l'innovazione privata non si può sostituire ad esse, ma raccomanda anche di accogliere con gioia tutto quello che di buono possono offrire le economie di condivisione e cercare di attenuare gli effetti negativi. Non solo Sperling sostiene l'efficacia della *sharing economy*; gli autori Samuel Freiberger e Arun Sundararajan (2015) nel loro articolo: "*Peer-to-Peer Rental Markets in the Sharing Economy*", riportano che i membri di piattaforme di condivisione di autovetture appartenenti al ceto medio-basso, possono godere di una buona parte del benessere generato da questa pratica. Ossia, gli utenti riescono a godere di fonti di guadagno aggiuntive. Gli autori nella loro ricerca si sono chiesti se la rapida crescita della *sharing economy* comportasse effettivamente un miglioramento per il benessere sociale. Gli stessi hanno identificato alcuni effetti derivanti dall'uso delle piattaforme di condivisione; poi hanno creato un modello *ad hoc* per testare i risultati. Per esempio, gli autori pensano che lo sviluppo di questi nuovi mercati di condivisione posso portare un surplus economico per i consumatori e permettere ai coloro che non possono acquistare la proprietà di un bene, il godimento dello stesso attraverso il pagamento di una piccola somma, forma di compenso per l'utilizzo del bene. Inoltre, questo meccanismo permette agli utenti di accedere a beni di qualità maggiore. D'altra parte, l'utilizzo frequente di questa pratica può portare ad un rapido deprezzamento dei beni; a causa di ciò le imprese potrebbero soffrire una diminuzione dei volumi di vendita, ma si utilizzerebbero i beni durevoli con maggiore efficienza. In conclusione, Freiberger e Sundararajan riportano come secondo i loro dati la prassi della condivisione di autovetture abbia portato un incremento del 6.6% del valore economico del settore dei trasporti che corrisponde a miliardi di dollari di creazione di valore. Inoltre, le persone che hanno contribuito maggiormente alla creazione di questo valore sono del ceto medio-basso, attivi due volte in più del ceto medio-alto. Sempre il ceto medio-basso si appropria del maggior surplus. Gli autori hanno identificato un aumento del reddito del ceto medio-basso tra il 1.56% e il 6.82%, corrispettivamente per il ceto medio-alto hanno riportato un aumento tra lo 0.5% e l'1.92% del reddito. Quindi, concordando con il pensiero degli autori appena citati si può affermare che all'inizio della diffusione di qualsiasi pratica di condivisione il reddito del ceto medio-basso aumenti. Tuttavia, più la piattaforma di condivisione cresce, più le cose iniziano a cambiare. Per esempio, nel 2019 non si può più affermare che esista un *premium price* nella pratica del *ride-hailing*; settore in cui gli stipendi dei riders sono diminuiti di molto ed è difficile stimare le spese. Argomentando contro questa affermazione si può citare l'articolo degli autori Hall e Krueger (2018): "*An Analysis of the Labor Market for Uber's Driver-Partners in the United States*". Gli autori, scrivendo per Uber, ritengono che la pratica di condivisione delle autovetture porti un'entrata economica flessibile ai suoi partecipanti controbilanciando l'instabilità dei lavori tradizionali in America. Inoltre, lavorare

con Uber comporta avere flessibilità nell'orario di lavoro, permettendoti di fare più di un lavoro contemporaneamente. Gli autori riportano ancora che lavorare come autista per Uber è più vantaggioso e maggiormente remunerativo che lavorare da tassista. La stessa piattaforma di condivisione Airbnb si è vantata di dare la possibilità ai suoi *host* del ceto medio-basso di combattere la stagnazione economica, permettendogli di restare in abitazioni che diversamente non avrebbero più potuto permettersi. Tuttavia, è emersa una forte critica contro le pratiche di condivisione come Uber e Airbnb: le piattaforme di condivisione manipolano il mercato e generano iniquità. Per esempio, si riporta l'articolo degli autori Ryan Calo e Alex Rosenblat (2107): "*The taking economy: Uber, information, and power*", nel quale viene fatta una critica al modello di business di Uber. In questo articolo viene contestato ad Uber un probabile abuso di posizione dominante, non verificabile solo per l'impossibilità di accedere alle informazioni sui processi giudiziari che stanno dietro le evidenze digitali. Quello che si evince è che Uber stia abusando dell'asimmetria informativa e del suo potere attraverso il design e l'interfaccia utente. Rosenblat riferisce che si è preso come esempio la piattaforma di Uber in quanto caso più studiato dallo stesso autore e in cui si sono fatte il maggior numero di interviste. Tuttavia, gli autori sospettano che oltre a Uber sia il competitor Lyft sia la piattaforma più famosa di *rental housing* Airbnb abusino della loro posizione dominante. Entrando nel vivo del caso, gli utenti per utilizzare Uber devono scaricare un'applicazione dal loro cellulare. Una volta aperta l'applicazione compare una mappa con la posizione dell'utente. Nella mappa sono visibili delle icone rappresentanti i veicoli degli autisti accompagnate dal tempo di attesa per il veicolo più vicino disponibile. Aprendo la mappa, l'utente si vede circondato da tutti i veicoli disponibili, tutti pronti per essere prenotati. Tuttavia, una ricerca effettuata da Ronsenblat e il professore Luke Stark rivela che questa mappa può trarre in inganno. Cliccando sull'icona che ti connette al driver più vicino può essere che la reale posizione non sia quella mostrata sulla mappa ma molto più distante, obbligando l'utente ad aspettare un tempo maggiore di quello che si sarebbe aspettato. Questo fenomeno è chiamato dagli utenti "*phantom car*", ossia auto fantasma. A questa accusa Uber ha proposto alcune spiegazioni. Secondo Uber la mappa non deve essere pensata come la rappresentazione della posizione dei veicoli in tempo reale, ma come lo screensaver di un computer. Il concetto è che la mappa rappresenta il simbolicamente la ricerca dei partner, non la loro attuale posizione. Si riporta, inoltre, una risposta da parte dell'ufficio clienti di Uber in relazione a questo argomento:

"Questa applicazione mostra semplicemente di partner al momento in cui la si apre; non mostra l'esatto numero e la posizione degli stessi. Non è nient'altro che un effetto visivo utilizzato per dire agli utenti che ci sono partner in cerca di corse. Si può sembrarti ingannevole

ma non è nulla di più di un effetto visivo che una rappresentazione dell'esatta posizione dei driver. Sarebbe opportuno che lo si pensi come uno screensaver di un computer. Poi, una volta che si è richiesta la corsa, la mappa mostrerà l'esatta posizione del veicolo".

Secondo il professor Woodrow Hartzog, Uber abusa della sua posizione dominante mostrando sulla mappa dei veicoli nelle vicinanze per far sì che l'utente scelga Uber al posto dei suoi concorrenti come Lyft o taxi. Tornando al dibattito sulla discriminazione sociale, Schor nell'articolo (2017): "*Does the Sharing Economy Increase Inequality Within the Eighty Percent?: Findings from a Qualitative Study of Platform Providers*", afferma che la *sharing economy* offre lavoro e una fonte di guadagno aggiuntiva con maggiore probabilità al ceto-medio alle spese delle persone meno privilegiate. Due sono le scoperte a supporto di questi risultati. Innanzitutto, l'economia di condivisione ha portato i giovani ben istruiti a fare lavori tradizionalmente di competenza delle persone con un livello di educazione inferiore. Gli esempi sono ormai di uso comune, come gli autisti di Uber che si sono sostituiti ai tassisti, i rider che si sono sostituiti ai fattorini o gli host che si sono sostituti al personale degli hotel. Da un lato questo effetto ha un risvolto positivo, ossia elimina lo stigma su questi lavori più umili, ma d'altra parte ha comportato licenziamenti nei settori tradizionali. La seconda causa di iniquità sociale è che solitamente chi lavora nella economia di condivisione è un lavoratore full-time che utilizza le piattaforme come un'entrata aggiuntiva per potersi permettere beni di lusso, normalmente non acquistabili con il loro primo stipendio. Quindi concludendo, non si può affermare con certezza che la *sharing economy* causi ineguaglianza sociale nella popolazione ma le evidenze dimostrate nei vari articoli certamente fanno riflettere su questa possibilità.

2.2 – Discriminazione razziale

Il problema della discriminazione è divenuto un argomento centrale del dibattito sulla *sharing economy*. Uno degli articoli più famosi su questo argomento è stato scritto da Edelman et al. nel 2016, nel quale evidenziò come i *guest* con un nome da bianco siano più facilmente ospitati rispetto a guest con nomi chiaramente associabili a persone di colore. A questo articolo verrà dedicato un paragrafo a parte nel prossimo capitolo. Riconosciuto il problema, vari autori hanno dedicato tempo e scritto molti articoli per indagare a fondo il problema, cercando di capire quali fossero i meccanismi che generassero discriminazione. Gli autori Roumeng Cui, Jun Li, Dennis J. Zhang (2018) nel loro articolo intitolato "*Discrimination with Incomplete Information in the Sharing Economy: Evidence from Field Experiments on Airbnb*" ritengono che il problema nasca dalla mancanza fiducia reciproca. Secondo il loro pensiero, le piattaforme di condivisione online come Uber, Airbnb e Lyft per far in modo che gli utenti condividano le loro risorse private (es.

l'abitacolo della macchina) devono far in modo che si crei una relazione di fiducia prima della transazione. Uno dei meccanismi che si utilizzano è la condivisione di informazioni private condivise sui profili delle varie piattaforme. Informazioni che possono comprendere gender, etnia, religione, grazie alle quali un utente potrebbe basare la sua scelta di condivisione, generando discriminazione. Gli autori, inoltre, nella loro ricerca indagano i meccanismi teorici per cui si forma la decisione di discriminazione. La letteratura suggerisce due tipologie di discriminazione: discriminazione statistica (Arrow 1973) e discriminazione *taste-based* (Becker 1957). Prendiamo ad esempio Airbnb, quando un host riceve una richiesta da un guest, le informazioni che l'host è in grado di vedere per farsi un'idea di come sia il suo futuro geust sono solo quelle disponibili sul profilo Airnbnb dell'interessato. La teoria dice che se le informazioni disponibili non sono sufficienti per farsi un'opinione oggettiva del soggetto, entrano in gioco gli stereotipi. In particolare, i preconcetti associati all'etnia di appartenenza o più in generale ad una categoria (es. orientamento sessuale, religione, razza) sono utilizzati come fonti di informazioni certe. Se un host crede che, in media, una persona di colore è meno affidabile di una bianca, in presenza di informazione imperfetta, preferirà ospitare una persona bianca al posto di una di colore. Quindi possono verificarsi casi in cui a causa di questi stereotipi le persone di colore siano discriminate, pur essendo perfettamente affidabili e degni di fiducia. Tuttavia, la discriminazione statistica può essere eliminata condividendo le giuste informazioni. Per esempio, secondo uno studio effettuato da Roumeng Cui, Jun Li e Dennis J. Zhang (2018) intitolato: "*Reducing Discrimination with Reviews in the Sharing Economy: Evidence from Field Experiments on Airbnb*", l'utilizzo di recensioni positive o negative fatte da altri utenti rende nulla la componente statistica della discriminazione. Tuttavia, autorecensioni e recensioni senza contenuto non annullano il divario tra i tassi di risposta dei guest; l'host preferisce comunque condividere la casa con una persona bianca al posto di una persona di colore.

Al contrario della discriminazione statistica, la discriminazione *taste-based* si basa sul gusto personale dell'interessato. Questo vuol dire che se anche l'host avesse tutte le informazioni possibili su un guest afroamericano, non lo accetterebbe comunque. La discriminazione *taste-based* non può essere eliminata nemmeno con perfetta informazione. A conferma di quanto detto si possono citare tre articoli sulla discriminazione razziale e di gender nella *sharing economy*. Il primo riguarda la piattaforma online Uber. Secondo l'articolo degli autori Yanbo Ge, Christopher R. Knittel, Don MacKenzie e Stephen Zoepf (2016) , intitolato: "*Racial and gender discrimination in transportation network companies*", si riporta come in media il tempo di attesa di un veicolo Uber per gli afroamericani sia maggiore del 35% rispetto ad una persona bianca. Questo è quanto si può riassumere dall'articolo ma le scoperte degli autori sono molto più

articolate. Ge et al. hanno effettuato due esperimenti, uno a Seattle e uno a Boston. In entrambi i due esperimenti hanno assunto degli assistenti ricercatori di etnie diverse con nomi chiaramente identificabili con le etnie di appartenenza. Il compito dei ricercatori è stato quello di utilizzare le varie piattaforme e di raccogliere i dati con screenshot. Le variabili di controllo dell'esperimento sono il tempo di attesa del veicolo, il tempo di percorrenza, la percentuale di cancellazione della prenotazione, i costi e le recensioni degli autisti nei confronti dei passeggeri. In tutti e due i casi si è notata la presenza di discriminazione. In Seattle, gli utenti afroamericani aspettano tra il 16% e il 28% in più prima che un autista accolga la loro richiesta, risultati statisticamente significativi sia per UberX sia per Lyft. Per UberX, inoltre, il tempo di attesa del veicolo per un afroamericano è tra il 29% e il 35% maggiore che per una persona bianca. Tuttavia, l'effetto dell'etnia nella piattaforma Lyft è più difficile da verificare a causa di una profonda differenza nelle modalità operative delle due piattaforme. Lyft permette agli autisti di accedere al nome e alla foto profilo dei passeggeri prima di accettare la richiesta. UberX permette agli autisti di vedere la foto profilo solo una volta che la richiesta è stata presa in carico. Questa differenza rende non verificabile la discriminazione per la piattaforma Lyft, perché all'autista basta non accettare le richieste delle persone con un'etnia che vuole discriminare. L'esperimento non si ferma qui. Gli autori in Boston hanno analizzato le variazioni del tempo di presa in carico della richiesta, tempo di attesa e le cancellazioni. Hanno scoperto che gli autisti di UberX cancellano la corsa due volte in più agli afroamericani rispetto alle persone bianche. Questo fenomeno non risulta per la piattaforma di Lyft, ma solo perché la foto profilo del passeggero è visibile prima di prendere in carico la richiesta. A favore di questa ipotesi gli autori hanno notato che il tempo di presa in carico della richiesta è maggiore per gli afroamericani nella piattaforma Lyft. Inoltre, questa discriminazione sale a tre volte in più per i maschi di colore e per le persone di colore che abitano in zone con una bassa densità di popolazione. Riassumendo le scoperte di Ge et al., quattro sono le modalità con cui si manifesta discriminazione nelle piattaforme online: gli autisti possono scegliere di non lavorare nei quartieri che non vogliono, gli autisti possono cancellare la corsa alle persone che non gradiscono a priori o dopo aver scoperto la loro etnia, gli autisti possono lasciare recensioni in base all'etnia, al gender e alla religione dei passeggeri, gli autisti possono scegliere i percorsi a seconda dei fattori appena citati, aumentando i costi e il tempo di percorrenza. Evidenze di discriminazione razziale nella *sharing economy* non si fermano a Uber e a Lyft; è stato riscontrato questo fenomeno anche nelle piattaforme Airbnb e TaskRabbit. La piattaforma Airbnb verrà tratta approfonditamente nel capitolo successivo. Gli autori Jacob Thebault-Spieker, Loren Terveen, Brent Hecht (2015), nel loro articolo intitolato: "*Avoiding the south side and the suburbs: the geography of mobile crowdsourcing markets*", riportano evidenze di discriminazione per la piattaforma TaskRabbit. I

ricercatori hanno effettuato un esperimento nell'area urbana di Chicago cercando una risposta a due quesiti: quali sono i fattori che influenzano la decisione di accettare un lavoro e quel siano i fattori geografici che influenzano il prezzo proposto da un lavoratore. La piattaforma TaskRabbit permette ai suoi utenti di offrire dei lavoretti (es. montare un mobile dell'Ikea, pulire casa, fare la spesa, piccoli lavori di manutenzione domestica) ad altri utenti che li svolgono dietro un compenso. Gli autori hanno scoperto che gli abitanti dei quartieri meno abbienti, non riescono a beneficiare del servizio quanto gli altri utenti. I risultati hanno evidenziato come i fattori che maggiormente influenzano la decisione di un lavoratore se accettare o meno un lavoro siano la distanza geografica del lavoro e il livello socioeconomico del quartiere in cui è stato richiesto il lavoro. Di questi due, il fattore distanza è il fattore più influente. Lo studio ha dimostrato che è la percezione di una maggiore criminalità il motivo per cui i lavoratori discriminano i quartieri meno abbienti. Per lo stesso motivo sono discriminati gli afroamericani, percepiti come possibili criminali in mancanza di perfetta informazione. Ultimo esempio di discriminazione sulle piattaforme di condivisione online è la controversia legale: "*Fair Housing Council v. Roommates.com*". In questo caso si è cercato di trovare un equilibrio tra il diritto del consumatore a discriminare (o meglio ad avere libertà di scelta) con il divieto alle terze parti di creare dei meccanismi che possano facilitare la discriminazione, capo di accusa nei confronti di Roommates.com. Negli Stati Uniti esiste una legge che proibisce alle piattaforme online come Roommates.com di facilitare la discriminazione. Nel caso specifico, Roomates.com, cercò di difendersi dall'accusa di discriminazione invocando il diritto di rientrare nella dottrina del *fair housing law*. Ossia, pertanto che la condotta discriminatoria di chi sta cercando casa rimane nella legalità, dovrebbe essere legale per le terze parti fornire un aiuto al ricercante. Tuttavia, per usare il sito web di Roommates.com un utente deve condividere informazioni private come il suo gender, il suo orientamento sessuale, se hanno figli o meno. Queste informazioni vengono fornite di default agli altri utenti come parametri per la ricerca di un alloggio. Per questo motivo il *Ninth Circuit* non ha ritenuto Roommates.com un semplice fornitore di un servizio ma come un fornitore di informazioni, facendo rientrare il comportamento della piattaforma nell'eccezione della sezione 230. Ciò vuol dire che Roommates.com è stato ritenuto un attivo fornitore di informazioni, non un passivo intermediario, rendendolo esposto a possibili cause di comportamento discriminatorio. Come la corte ha spiegato: "se è illegale chiedere queste informazioni faccia a faccia o telefonicamente, perché dovrebbe diventare legale chiedendole online?". Negli ultimi anni sono stati fatti passi avanti per ridurre la discriminazione, come modificare le modalità operative delle piattaforme e migliorare il sistema delle recensioni. Tuttavia, il problema continua a persistere.

Capitolo 3 - Importanza della regolamentazione

3.1 – Introduzione ai problemi della regolamentazione degli Affitti a Breve Termine

La nascita di pratiche di *sharing economy* a scopo di lucro ha generato molte preoccupazioni alle istituzioni a causa del loro impatto sui settori in cui competono. Questo perché le piattaforme di condivisione hanno un vantaggio fondamentale rispetto ai business face-to-face: c'è poca regolamentazione. Alcuni studiosi si schierati a favore dell'economia di condivisione dichiarando che è giusto che non sia regolamentata, in quanto fornisce al consumatore maggiori informazioni e aumenta il loro potere di mercato. Tuttavia, la maggioranza degli studiosi si è schierata a favore di aumentare la regolamentazione delle piattaforme, specialmente per Uber e Airbnb. Nel caso di Airbnb la prima contestazione riguarda le conseguenze dell'aumento degli affitti di breve periodo sui prezzi di mercato degli affitti di lungo periodo e sulla qualità di vita dei quartieri. Diversi autori ed enti pubblici hanno scritto di essere preoccupati che Airbnb stesso stia creando degli incentivi a per far sì che i proprietari di affitti di lungo periodo si convertano al breve periodo. Questo fatto porterebbe ad un aumento dei prezzi e ad un potenziale allontanamento degli affittuari di lungo periodo dai centri urbani. Tuttavia, una ricerca condotta da Stulberg nel 2016 ha dimostrato che i padroni convertitesi ad affitti di breve periodo non sono abbastanza numerosi da causare un impatto significativo. In risposta a questa ricerca Lee sempre nel 2016 ha dimostrato come gli affitti su Airbnb non siano equamente distribuiti nei centri urbani. Per esempio, a Los Angeles la metà degli affitti su Airbnb si concentrano solamente in sette quartieri. Lee ha supposto, inoltre, che è per colpa della presenza così diffusa di Airbnb il motivo per cui sono aumentati i prezzi degli affitti in quei quartieri. Gli studiosi Wachsmaut e Weisler nel 2018 hanno scritto di un caso simile a New York in cui hanno mostrato come il grande ritorno economico degli affitti a breve termine su Airbnb abbia alzato di molto il prezzo nei quartieri interessati. Inoltre, una ricerca portata avanti da Barron, Kung e Proserpio nel 2107 ha mostrato come l'aumento dei prezzi a causa di Airbnb sia un fenomeno diffuso in tutti gli Stati Uniti. Le autorità non sono rimaste a guardare senza fare nulla; numerosi tentativi sono stati fatti per combattere questo fenomeno. Per esempio, si è cercato di ridurre il numero di giorni disponibili all'affitto e di obbligare i padroni di casa ad ottenere dei permessi speciali per poter affittare a breve termine. Tuttavia, le autorità hanno trovato molte difficoltà ad applicare le efficacemente queste regolamentazioni. Non ha aiutato nemmeno che le piattaforme online

abbiano iniziato a pagare le tasse come gli Hotel, disincentivando le autorità a prendere posizioni nette. Tuttavia, nel 2018 sono state introdotte concrete regolamentazioni che hanno dimezzato il numero degli affitti a San Francisco, dimostrando come introdurre regolamentazioni efficaci possa effettivamente ridurre l'impatto negativo sul mercato degli affitti ordinario (Dent 2108). Non solo San Francisco anche New York, Boston, Los Angeles hanno introdotto efficaci regolamentazioni atte a rendere illegale gli affitti a breve termine senza la presenza dell'host. Tutte queste nuove regolamentazioni sono riuscite a riportare Airbnb alle sue origini, ossia, piattaforma online di condivisione di camere.

3.2 – Leggi anti-discriminazione negli Stati Uniti

Da quanto si è potuto leggere nel paragrafo soprastante, esistono ad oggi delle regolamentazioni efficaci per regolamentare il mercato degli affitti. Tuttavia, si è ancora lontani ad avere una legge efficace per regolamentare gli atti discriminatori nella *sharing economy*. Ad oggi lo strumento migliore da utilizzare per perseguire atti discriminatori nelle piattaforme online negli Stati Uniti rimane la legge: "*Title II of the Civil Rights Act of 1964*". Legge creata per contrastare la drammatica discriminazione delle persone di colore nei luoghi pubblici. I suoi campi di applicazione vanno dai treni agli aerei, dai taxi agli hotel., in pratica tutti settori commerciali e spazi pubblici sono regolamentati da questa legge. Tuttavia, quando fu creata non venne considerata la possibilità di poter applicare la questa legge anche tra privati. Ossia, fin quando una transizione passa attraverso i canali ufficiali di mercato, quella che si definisce una transizione *face to face* con un ente commerciale, allora le legge protegge dalla discriminazione. Se, invece, sono due privati a compiere la transazione la legge non può essere applicata, lasciando le persone vulnerabili a possibili atti discriminatori.

Infatti, prendendo ad esempio la piattaforma di condivisione online Airbnb, è poco probabile che possa voler prendere contromisure per frenare il fenomeno della discriminazione. Il motivo è piuttosto semplice, Airbnb non può essere ritenuto responsabile degli atti discriminatori perpetrati dei suoi utenti. Per esempio, nel caso giudiziario "*Chicago Lawyer Committee for Civil Rights Under Law v. Craigslist Inc."* la richiesta degli utenti a rivelare etnia, gender, stato familiare e orientamento sessuale è stata ritenuta punibile dalla legge perché viola il *Fair Housing Law* americano, ma Craigslist non è stata ritenuta colpevole delle azioni dei suoi partecipanti. L'unico incentivo che potrebbe spingere la piattaforma ad agire sarebbe l'etica. Tuttavia, Ci sono dei casi in cui piattaforme della *sharing economy* sono state ritenute responsabili degli atti discriminatori dei suoi membri. Come detto nei sotto capitoli precedenti, nel caso giudiziario: "*Fair Housing Council of San Fernando Valley v. Roommates.com"* il sito è

stato ritenuto responsabile in quanto attivo fornitore di informazioni e non un semplice mediatore. Airbnb non rientra nelle specifiche del caso Roommates.com perché richiede ai suoi utenti solamente di completare un profilo e caricare qualche foto. Pur sapendo che le foto profilo possono indurre i partecipanti a commettere atti discriminatori, solamente l'etica e la responsabilità aziendale potrebbero spingere Airbnb ad adottare misure in qual senso.

3.3 – Leggi anti-discriminazione in Francia

Per capire il contesto sociale in cui sono state varate le leggi antidiscriminazione francesi si è fatto riferimento ad un articolo scritto da Sophie Body-Gendrot intitolato: "Police marginality, racial logics and discrimination in the banlieues of France" del 2010.

Paesi come L'Inghilterra e gli Stati Uniti riconoscono da anni l'esistenza il razzismo nelle istituzioni cercando di far luce sulla discriminazione ideologica, politica ed etnica che si nasconde in tutte le principali istituzioni come sanità, forze di polizia, istruzione e a livello occupazionale. In Francia, invece, questo razzismo non è riconosciuto. Sono le associazioni che combattono la discriminazione razziale negli ambiti appena esposti. Tuttavia, le cose stanno cambiando. Infatti, sta emergendo sempre di più il razzismo come argomento al centro dei dibattici politici sulle tematiche di inclusione ed esclusione. Comunque, ai tempi dell'articolo, gli strumenti statistici focalizzati sull'indagine dei problemi delle minoranze etniche non sono stati ancora utilizzati pur essendo un buono strumento per combattere la discriminazione. In Francia secondo la studiosa, sia le istituzioni sia la le forze di polizia sono caratterizzate da una forte cultura di negazione sull'argomento razzismo.

Detto questo pur esistendo un clima di negazione sui bisogni delle minoranze, la Francia, ha da sempre cercato di difendere i suoi ideali con cui è stata fondata. Quindi, seppur a volte sorda hai bisogni delle minoranze, ha creato due articoli del Codice penale che normalizzano gli atti discriminatori. I due articoli del codice penali sono i seguenti: art. 225-1 e art. 225-2.

L'articolo 225-1 prevede che non ci sia discriminazione di alcun tipo tra le persone giuridiche per origine, genere, situazione familiare, apparenza fisica, stato di salute, handicap, caratteristiche genetiche, orientamento sessuale o morale, età, opinioni politiche, per etnie diverse, nazioni, razza, religione ecc.

Il primo articolo definisce i casi e le persone giuridiche a cui si deve applicare l'art. 225-2 qualora venga violata una delle fattispecie seguenti. L'art 225-2 definisce la pena per la trasgressione che consiste in massimo 3 anni di reclusione e 45.000€ di multa qualora si compia uno dei seguenti atti:

1. rifiuto di fornire beni o servizi;
2. di ostacolare il normale esercizio di una determinata attività economica;
3. del rifiuto di assumere, sanzionare o licenziare una persona;
4. di sottoporre la fornitura di beni o servizi a una condizione basata su uno dei fattori di cui all'articolo 225-1;
5. di sottoporre un'offerta di lavoro, una domanda per un corso o un periodo di formazione a una condizione basata su uno dei fattori di cui all'articolo 225-1;
6. di rifiuto di accettare una persona in uno dei corsi di cui al 2 ° articolo L.412-8 del Social Codice di sicurezza.

Le strette misure apportate per definire la legge antidiscriminazione si sono rivelate molto efficaci, in quanto il numero dei casi portati davanti alla corte si è ridotte drasticamente dopo la sua emanazione.

Capitolo 4 – Airbnb

4.1 – Le origini

Airbnb è nata dall'idea di Joe Gebbia, Brian Chesky e Nathan Blecharczyk. All'inizio della loro storia, Chesky e Gebbia erano due giovani compagni di stanza di San Francisco con qualche difficoltà a pagare l'affitto. Da questa necessità nacque un'idea geniale per guadagnare qualche soldo extra. Nell'autunno del 2007 si tenne San Francisco la conferenza annuale organizzata dalla *Industrial Design Society of America* che attirò un gran numero di designer da tutto il mondo. I due giovani notarono come questa folta partecipazione causò una carenza di disponibilità di camere d'albergo. Fu allora che gli venne in mente l'idea: "perché non mettere dei materassi per terra e condividere l'appartamento per due o tre giorni?". Così fecero i due fondatori e condivisero l'appartamento per qualche giorno. Quello che notarono fu quanto quell'esperienza li avesse gratificati emotivamente. in quei pochi giorni riuscirono a stringere un legame di amicizia con i loro ospiti, condividendo il tempo e lo spazio insieme. Fu così che realizzarono di aver trovato un nuovo modo di stringere amicizia riuscendo a pagare l'affitto nel frattempo.

Dopo questa esperienza decisero di fare del loro salotto un bed&breakfast per i viaggiatori interessati a pernottare qualche giorno. Crearono, quindi, un sito chiamato "*airbedandbreakfast.com*" attraverso il quale iniziarono a pubblicizzare il loro salotto. Fu a

questo punto che capirono che quest'idea andava sviluppata più approfonditamente; assunsero velocemente lo sviluppatore informatico e co-fondatore Nathan Blecharczyk, precedente coinquilino di Chesky per aiutarli nello sviluppo del sito. Il nome "Airbnb" deriva dal fatto che i materassi comprati dai due giovani erano materassi ad aria. Il sito fu finito nell'estate del 2008 poco prima dell'inizio del Congresso Nazionale Democratico a Denver, evento che causò nuovamente una carenza di camere d'albergo. I tre fondatori rilanciarono l'idea per quell'occasione offrendo alloggio a breve termine, colazione ed opportunità di networking aziendale unica. Fu un successo con centinaia di *guest arrival*; tuttavia, non furono abbastanza per trarre profitto, avevano bisogno di finanziatori.

Sempre nel 2008, negli Stati Uniti, ci furono le elezioni presidenziali, le quali monopolizzarono l'attenzione di tutti gli americani. Da buoni imprenditori Gebbia e Chesky capirono che poteva essere un'occasione imperdibile per fare un po' di soldi da investire nella loro società. I due fondatori decisero di mettere far fruttare le loro competenze di design e di marketing, creando le scatole di cereali *Obama-O's* e *Cap'n McCain's,* in fig. 3. Vendettero questa edizione limitata di scatole di cereali per 40$ l'una, raccogliendo 30.000$ da poter investire nella loro società.

Figura 3: le scatole disegnate dai due fondatori Chesky e Gebbia

Non passò molto tempo prima che la società iniziò ad essere notata dai Venture capitalist. Il primo investitore a credere nella loro idea fu Paul Graham che si offrì di inserirli nel suo famoso acceleratore di start up, *Y Combinator*, nel gennaio del 2009, investendo i primi 20.000$. Nel marzo del 2009 la compagnia semplificò il nome da *Air Bed & Breakfast* in *Airbnb*. Da quel momento in poi la società iniziò a crescere esponenzialmente grazie agli ingenti investimenti (600.000$ finanziati dal fondo *Sequoia Capital*). Nel 2010 la start up Airbnb registrò un aumento delle prenotazioni pari all'800% in più dell'anno precedente. L'azienda continuò a crescere sempre di più; tanto che nel 2012 oltre un milione di cliente utilizzò l'app Airbnb, facendo balzare la valutazione di mercato dell'azienda a circa 20 miliardi di dollari.

Parte del successo di Airbnb è dovuto alla sua capacità di affrontare le sfide con flessibilità e positività. Per esempio, nell'estate del 2011 ci furono stati casi di vandalismo e furto nelle case degli host per colpa di alcuni guest. In quell'occasione l'azienda ammise immediatamente la propria responsabilità e comprò immediatamente una polizza assicurativa per proteggere le case degli host da furti o danneggiamento della proprietà privata durante il pernottamento degli ospiti. Inizialmente, la polizza copriva solamente un massimale di 500.000$ di furti o danneggiamento, ma già dal 2012 venne raddoppiata ad un milione di dollari. Collegandoci con quanto detto nel capitolo precedente, Airbnb si è sempre mostrata disponibile a collaborare con le autorità delle città per regolamentare gli affitti a breve termine. Tuttavia, bisogna dire che ha fatto spesso causa alle varie città quando riteneva che le regolamentazioni fossero troppo severe o ingiuste. Anche per quanto la riguarda i problemi di discriminazione l'azienda non è rimasta ferma a guardare ma ha cercato di fare piccoli accorgimenti. Tuttavia, non ha mai preso una netta posizione a riguardo o effettuato efficaci modifiche alle sue operazioni.

Il 2014 è un punto di svolta nella storia di Airbnb e della sua crescita. In quell'anno l'azienda decise di ridisegnare il logo e il sito, mettendo al centro un'idea chiamata "*belonging*". Hanno cambiato il colore del logo, da un freddo color blu sono passati ad un più accogliente color rosso pesca. Oltre al colore, hanno ridisegnato il logo stesso, visibile in fig. 4. Il nuovo logo è un insieme di più concetti: persone, luoghi, amore, tutti uniti sotto la "A" di Airbnb.

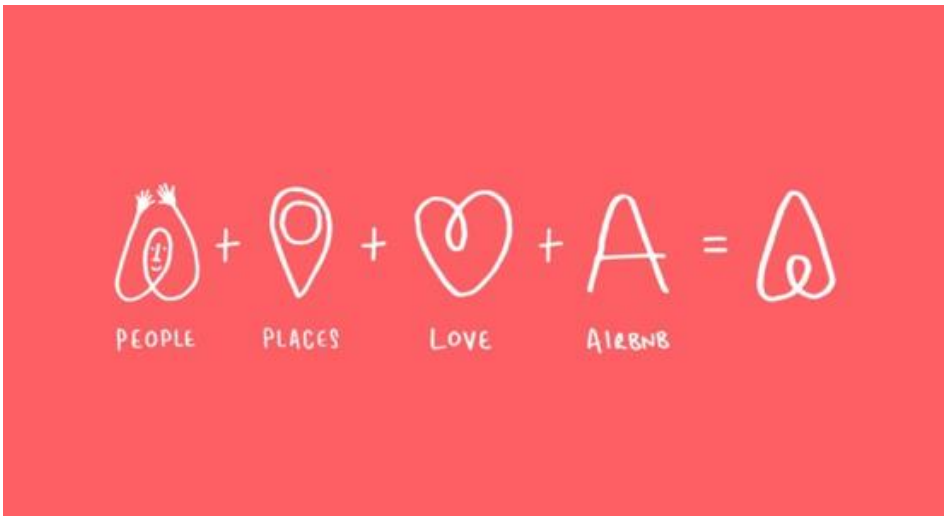


Figura 4: il nuovo logo di Airbnb introdotto nel 2014

Il punto di svolta segnato dall'introduzione del nuovo logo è solo uno dei cambiamenti introdotti nel 2014. Il cambiamento più significativo è avvenuto a livello di modello di business. Da allora Airbnb ha inviato ad offrire ai propri utenti più di un classico soggiorno a breve termine, ossia,

ha introdotto Airbnb experience. Questa piattaforma permette agli utenti interessati di acquistare, corsi di vario genere, gite turistiche, esperienze uniche nelle città di destinazione. Inoltre, Chesky ha rivelato che Airbnb è interessata a creare una piattaforma di intrattenimento di serie Tv e cinema a tema documentaristico per invogliare gli utenti ad usare Airbnb come stile di vita.

Altri grandi cambiamenti verranno apportati alla piattaforma in futuro. A fine 2019 Airbnb renderà disponibile all'affitto dieci piani del Rockefeller Center. Sembra che l'azienda di Chesky e Gebbia si stia preparando a trasformare di nuovo il suo modello di business, creando qualcosa di simile ad un Hotel in stile Airbnb. D'altra parte, anche le grandi catene di Hotel come Mariott International stanno provando ad entrare nel settore dell'*home sharing*.

Oramai è chiaro che Airbnb non è più solo una piattaforma di condivisione. Dopo aver rivoluzionato il settore degli hotel, Airbnb non si vuole più fermare, vuole crescere sempre di più e trovare la sua identità.

4.2 – Modello di business

Il sito Airbnb funziona come una comunità online che connette i guest e gli host. Il guest è il viaggiatore, colui che affitta la stanza all'host. L'Host è il proprietario dell'appartamento di cui il guest affitta una stanza. Airbnb gestisce tutti i soldi e prende una percentuale sulle transazioni; per ogni transazione Airbnb carica all'host 3-5% del costo totale a seconda dei termini di cancellazione scelti dal proprietario. Inoltre, viene caricato sul guest un costo di servizio tra il 5% e il 15% del subtotale della prenotazione.

Usare Airbnb è molto semplice. Prima di tutto bisogna registrarsi sul sito o tramite Google o Facebook o indirizzo e-mail. Se ci si registra tramite mail bisogna inserire nome, cognome, indirizzo mail, password e data di nascita. Una volta accettati i termini di servizio e confermato l'indirizzo mail, si diventa membri di Airbnb.

Una volta effettuata la registrazione, si possono effettuare prenotazioni. Ci sono varie modalità di affitto, stanza privata, stanza condivisa, alloggio o casa intera; Airbnb offre filtri che aiutano il futuro guest nella sua ricerca dell'alloggio perfetto. Si può, per esempio, selezionare un filtro per data, luogo, numero di persone, presenza di comfort, modalità di sistemazione, prezzi ed accessibilità se si ha bisogno di esigenze particolari. I risultati della ricerca vengono mostrati in altro a destra della schermata per facilitare il guest a visualizzare meglio le caratteristiche della

stanza. I prezzi devono essere intesi per ogni pernottamento e spesso variano a seconda del numero di persone da ospitare. Nel prezzo del pernottamento sono compresi i costi del servizio di Airbnb, a cui si devono aggiungere i prezzi della pulizia e degli eventuali servizi extra offerti dall'host. A questo punto ci sono due modi in cui continuare: mandare un messaggio privato all'host spiegando il motivo della tua prenotazione o inviare una richiesta senza messaggio. In tutti e due i casi, l'host visionerà la richiesta e deciderà se accettarla o meno. Appena la richiesta sarà stata accettata, avviene il pagamento immediato. Tuttavia, la transazione non verrà conclusa fino a 24 ore dopo il check-in dell'appartamento. Questo perché viene data la possibilità al guest di visionare l'appartamento e verificare che sia tutto come dichiarato nell'annuncio. Sia gli host sia i guest hanno la possibilità di chiedere la verifica dell'account che consiste nel collegare un social al profilo Airbnb, inviare un documento di identità, aggiungere il numero di telefono al profilo Airbnb.

Finto il soggiorno è fondamentale rilasciare una recensione sull'esperienza fatta. La si può rilasciare collegandosi alla pagina dell'annuncio che si è usato per la prenotazione. Il sistema delle recensioni è molto importante per lo sviluppo della piattaforma, aiuta a creare reputazione e fiducia che sono la base della crescita per un sito come Airbnb. Inoltre, come già citato precedentemente, le recensioni sono uno strumento utilissimo per combattere la discriminazione.

Procedura analoga per i membri che volessero diventare host. Bisogna andare sul sito, cliccare sul pulsante "diventa un host", registrare la tipologia di alloggio (es. appartamento, casa, bed & breakfast ecc.), tipo di stanza (es. casa intera, privata o condivisa), il numero massimo di persone e la città in cui ci si trova. Registrate tutte le informazioni, si passa alla sezione "pubblica il tuo annuncio", si compilano tutte le informazioni che vengono richieste ed infine pubblicare l'annuncio sul sito. Essenziale per la buona riuscita dell'esperienza su Airbnb, il book fotografico della casa, una descrizione ben fatta e un prezzo concorrenziale.

4.3 – Concorrenti

Per vedere i criteri di confronto tra Airbnb e competitor vedere Tab. 1.

BOOKING.COM: https://www.booking.com/

Descrizione:

Booking.com nasce come una piattaforma di ricerca per voli e hotel, ma dall'introduzione sul mercato delle piattaforme *peer to* peer ha implementato sul sito la possibilità di affittare alloggi. La differenza con Airbnb è che non si possono affittare alloggi in condivisione. La sicurezza sulla transazione è garantita dallo stesso booking.com e il meccanismo di prenotazione è simile a quello di un albergo, per cui si azzera il contatto diretto tra host e guest, features fondamentale per la strategia di Airbnb. Quindi, la sezione del sito che è concorrente ad AirBnb è quella relativa agli alloggi. La presenza di questa sezione ci permette di affermare che Booking.com è concorrente di Airbnb, nonostante si possano comparare anche voli, auto a noleggio e pacchetti vacanza composti da auto ed hotel. Il sistema di prenotazione è immediato, non serve che l'host confermi la sua disponibilità e non serve che lo stesso guest verifichi le condizioni dell'alloggio in quanto tutti i controlli di attendibilità e verifica sono in carico a Booking.com.

Offerta del valore:

- **Varietà di scelta**: si può cercare tra un'ampia gamma di sistemazioni di qualità. Per esempio, un appartamento elegante, un lussuoso resort sulla spiaggia o un accogliente bed and breakfast in campagna;
- **Tariffe convenienti**: Booking.com ti garantisce il miglior mix di tariffe disponibili tra volo, hotel, alloggio;
- **Conferma immediata**: su Booking.com tutte le prenotazioni sono a conferma immediata. Una volta trovato l'alloggio ideale, ti bastano pochi click per completare la prenotazione;
- **Nessun costo di prenotazione**: non paghi mai costi di prenotazione o di gestione e in molti casi è prevista la cancellazione gratuita delle prenotazioni;
- **Prenotazione sicura**: la piattaforma è conforme a tutti i più alti standard di sicurezza del settore, finalizzati alla protezione della privacy;
- **Assistenza24 ore su 24**: il servizio clienti è disponibile a qualsiasi ora aiutare il cliente nelle situazioni di emergenza.

EXPEDIA GROUP – HOMEAWAY: https://www.homeaway.it/

Descrizione:

HomeAway è il principale competitor di AirBnb in termini di offerta. Differentemente dalla piattaforma online di condivisione fondata da Chesky e soci su cui si possono condividere gli alloggi, Homaway basa esclusivamente la sua offerta sull'affitto a breve termine di intere abitazioni di proprietari privati. Come Airbnb, gli utenti possono scegliere di prenotare

l'appartamento da un host "premium", ovvero un ospite esperto e con solo recensioni estremamente positive. La categoria di questo host particolarmente esperto è definita "partner premium", l'analogo del superhost. Per quanto riguarda i sistemi di sicurezza, la piattaforma si impegna a tutelare i clienti verificando gli account degli host, effettuando approfonditi controlli antitruffa (es. sui suoi precedenti penali) ed impegnandosi a rimborsare i pagamenti in caso di problemi. L'altra novità da segnalare è la presenza di una piattaforma di messaggistica su cui host e guest possono comunicare facilmente e in completa sicurezza. Inoltre, è disponibile il servizio clienti ed un portale di aiuto.

Offerta del valore:

- **Ovunque come a casa**: Homaway permette ai propri clienti di affittare case vacanze dove le famiglie possono sentirsi come se fossero a casa loro;
- **Convenienza**: le case vacanze offrono più spazio, più privacy e comfort di un hotel ma a un prezzo per persona notevolmente inferiore;
- **Garanzia e sicurezza**: Homaway collabora con proprietari e agenzie di comprovata esperienza. I sistemi di pagamento e comunicazione sempre aggiornati agli ultimi standard di sicurezza. È previsto un rimborso in caso di problemi con la prenotazione.
- **Non solo viaggiatori**: la piattaforma offre anche un servizio completo per aiutare i proprietari nel gestire il loro business su Homeaway.

TRIPADVISOR RENTAL – HOUSE TRIP: https://www.tripadvisor.it/Rentals

Descrizione:

TripAdvisorRentals racchiude gli annunci pubblicati sulle piattaforme Flipkey, Holidaylettings, Niumba e HouseTrip ed è stato realizzato da TripAdvisor per fare concorrenza ad Airbnb. Sulla piattaforma di Rental sono pubblicati esclusivamente annunci di case vacanza affittate per breve termine secondo il modello di business "*peer to peer*", mentre sulla quella principale si possono prenotare Hotel, esperienze, ristoranti, ricercare voli, case vacanza, pacchetti vacanza e auto a noleggio. Nel momento in cui si vuole effettuare la prenotazione dell'alloggio desiderato, si viene reindirizzati alla piattaforma principale TripAdvisor. Differentemente dalle piattaforme concorrenti precedenti, i costi non sono spiegati nel dettaglio all'utente, ma è solo presente il subtotale. La prenotazione è immediata perché non bisogna attendere l'autorizzazione dell'host e il pagamento viene effettuato tramite il servizio di pagamento di TripAdvisor, quindi è sicuro dal momento che non c'è una relazione diretta tra host e guest tramite bonifico bancario.

Offerta del valore:

- **Varietà dell'offerta:** non solo camere d'albergo, Tripadvisor rental ti permette di poter scegliere tra case vacanza, appartamenti, ville, case al mare, rustici, cottage e molti altri alloggi.
- **Comfort:** la libertà di una casa è molto maggiore ad una stanza di albergo. Più spazio, più privacy e servizi.
- **Sicurezza:** protezione del pagamento e un navigato sistema delle recensioni sono garantiti dalla piattaforma madre TripAdivisor.

SONDER: https://www.sonder.com/

Descrizione:

Sonder è una piattaforma online di condivisione del settore *rental housing*. Come Airbnb ti permette di affittare a breve termine una proprietà. A differenza di Airbnb, non è possibile con Sonder affittare una sola stanza o condividere l'appartamento con il proprietario. L'esperienza che Sonder ha scelto di offrire in questo caso è molto simile a quella che si potrebbe fare affittando una camera d'Hotel. I fondatori mirano far provare ai viaggiatori il relax che si potrebbe avere in un Hotel insieme alle libertà, lo spazio, la privacy che offre una casa. Quindi, la selezione in base alla qualità degli appartamenti su Sonder è molto più stringente delle altre piattaforme e i servizi disponibili sono molto più numerosi. Per chiarire il concetto, gli appartamenti sono scelti secondo criteri di design e confortevolezza di un appartamento di lusso, garanzia di pulizia prima dell'arrivo del guest, la cucina è sempre fornita e il servizio clienti è presente 24h su 24h.

Offerta del valore:

- **Appartamenti di design**: Sonder si interfaccia direttamente con designer di interni per allineare gli appartamenti con la politica aziendale.
- **Prenotare senza fatica**: Sonder ti permette di prenotare da qualsiasi piattaforma di prenotazione del settore *online rental housing.*
- **Concierge digitale**: il servizio clienti è disponibili 24/7. In qualsiasi momento i clienti possono decidere di fare il check in o il check out, senza bisogno di essere presenti fisicamente da alcuna parte.

Turnkey: https://www.turnkeyvr.com/

Descrizione:

TurnKey Vacation Rentals è un servizio di affitto di casa vacanze specializzato nella gestione di tali proprietà. Il target delle proprietà gestite da TurnKey quello del lusso o per lo meno di alto livello. È un servizio diffuso in tutte le migliori destinazioni degli Stati Uniti. TurnKey fornisce ai suoi clienti un'esperienza di pernottamento paragonabile a quella degli hotel, stessi standard di servizio, offrendo gli stessi vantaggi di spazio, comfort e privacy di una casa vacanze. La piattaforma implementa nelle proprietà che gestisce tecnologie innovative come smart home, digital smart locks, FieldSync housekeeping scheduler, HomeDroid tablet e monitoraggio dei decibel di rumore. Inoltre, le tecnologie sono appoggiate ad un team locale nei luoghi di villeggiatura in modo da poter offrire il Massimo livello di servizio in caso di problemi.

Offerta del valore:

- **Appartamenti di lusso**: TurnKey offre appartamenti di lusso, punta sulla qualità;
- **Sicurezza**: TurnKey utilizza le migliori tecnologie per assicurare la sicurezza dei suoi clienti durante i pernottamenti nelle sue proprietà;
- **Automatismo**: i servizi offerti sono per lo più automatizzati per sgravare i clienti da compiti tediosi.

Tabella 1: confronto Airbnb e competitor

	Airbnb	Booking	HomeAway	TripAd Rental	Sonder	TurnKey
Fatturato	2.6$B	2.8$B	800$M	1.6$B	100$M	200$M
Host qualificati	Superhost	N/A	Partner premium	N/A	N/A	N/A
Sicurezza pagamenti	Si	Si	Si	Si	Si	Si
Prenotazione istantanea	A discrezione dell'host	Si	A discrezione dell'host	Si	Si	Si
Contatti host-guest	Si	No	Si	No	No	No
Recensioni	Sia guest sia host	Solo guest	Sia guest sia host	Solo guest	No	Solo guest
Costo del servizio	Lato host: circa 3-5%; lato guest: circa 11%	Lato host: circa 15%	Lato host: circa 5-8%; Lato guest: circa 11-12%	Lato host: circa 3% Lato guest: circa 8-14,5%	Non specificato	Non specificato

4.4 – Differenze tra Airbnb e alberghi

In questa tesi molto è stato detto sulla *sharing economy,* su cosa essa sia e quali siano i suoi effetti sulla popolazione. Tuttavia, il focus del discorso si è concentrato sull'effetto discriminatorio che l'economia di condivisione genera tra i membri partecipanti, tralasciando i problemi che questa innovazione *disruptive* ha causato ai vari settori. Per esempio, la piattaforma online Airbnb ha messo in difficoltà il settore degli hotel. La startup è stata la prima ad aver inventato un nuovo modello di business: l'affitto a breve termine. Sostituendosi di fatto a quegli hotel di piccole dimensioni che vivevano dei clienti occasionali e delle convention. Uno studio effettuato da Zervas et al. nel 2016 afferma che gli hotel che hanno risentito maggiormente dell'entrata di Airbnb siano quelli di piccole dimensioni. Inoltre, gli studiosi proseguono affermando che l'aumento dell'1% della dimensione di Airbnb comporta una diminuzione dello 0,05% del fatturato del settore alberghiero. Molti mercati anche quelli famosi come quello di New York hanno sofferto l'arrivo di Airbnb, tanto da creare normative con lo scopo di rendere il mercato più competitivo. Nel mercato appena citato, infatti, si è arrivati a proibire gli affitti a breve termine, rendendo di fatto illegale Airbnb a New York.

4.5 – Fattori Influenzanti la penetrazione del mercato di Airbnb

Secondo lo studio condotto da Chiara Ferronato e Andrey Fradkin nel 2018, i fattori che influenzano maggiormente la penetrazione del mercato da parte di Airbnb sono gli elevati costi di costruzione del settore alberghiero e i bassi costi marginali degli host per l'offerta degli alloggi. Inoltre, le restrizioni normative sulla costruzione di edifici influenzano l'offerta di Airbnb attraverso un altro canale, ossia il costo delle abitazioni residenziali. Per questo motivo, ci sono maggiori incentivi a monetizzare una camera da letto singola quando i costi degli alloggi sono più alti, specialmente per le famiglie con vincoli di liquidità. Gli autori hanno scoperto che a causa all'elevata elasticità della domanda, Airbnb genera la maggior parte dei suoi effetti nelle città dove gli hotel sono quasi sempre al completo, ovvero nelle città in cui i picchi di domanda eccedono di gran lunga la domanda tipica. Questo sia perché gli hotel tipicamente non hanno abbastanza capacità dedicata per assorbire i picchi di domanda, sia perché una modifica costruttiva degli hotel impegna dai 3 ai 5 anni. Analizzando cinquanta delle maggiori città statunitensi, gli studiosi hanno confermato che Airbnb influenza negativamente il business degli hotel nelle città in cui gli alberghi hanno un vincolo sulla capacità costruttiva e l'effetto negativo è più marcato sul prezzo che sulle quantità. Inoltre, gli autori hanno stimato il surplus generato dall'espansione di Airbnb nelle 10 maggiori città dell'US.

Hanno scoperto che ogni host genera $41 di surplus per notte. In totale nel 2014 Airbnb a creato $276 milioni di surplus per il consumatore. Tuttavia, questo aumento del surplus è controbilanciato da una perdita dell'1,5% del fatturato del business alberghiero che avrebbe guadagnato qualora non esistesse Airbnb. Ciononostante, se non ci fosse Airbnb, il 53% della domanda non si tramuterebbe in prenotazioni alberghiere perché rappresenterebbe quella parte dei viaggiatori che preferirebbe essere ospitata dei familiari o dagli amici. Anche l'host stesso ha beneficiato dell'introduzione di Airbnb, $26 per notte per un totale di $19 milioni nell'esempio di questo studio. Per finire lo studio di Ferronato et al. fa una considerazione su come e se sia il caso di regolamentare il settore degli affitti a breve termine. Propongono di istituire tasse e sanzioni, registrazioni obbligatorie, quote, limitazioni al numero di notti che gli host possono offrire ecc... Tuttavia, nel loro studio non hanno potuto verificare queste proposte, ma rimangono valide le loro scoperte per cui Airbnb genera un aumento del benessere sia per il consumatore che per l'host nelle città in cui ci siano limiti alla capacità costruttiva degli alberghi.

Oltre ai due fattori di penetrazione del mercato appena citato un altro meccanismo che permette a Airbnb di espandersi così velocemente è la sua capacità di generare fiducia nei suoi clienti. Secondo la ricerca condotta da Yang et al. nel 2019 mostra come in Airbnb ci siano due meccanismi capaci di generare fiducia. Il primo è chiamato fiducia cognitiva che si realizza, per una piattaforma online, nell'offerta di servizi di sicurezza, privacy e qualità del reparto IT. Tutte e tre le caratteristiche sono tenute in gran considerazione da Airbnb, soprattutto perché sicurezza e privacy sono le due caratteristiche che hanno la maggior influenza sul meccanismo di creazione della fiducia. L'altro meccanismo è definito come fiducia emotiva che in Airbnb si realizza in reputazione, possibilità di interazione e confidenza. Gli autori spiegano, sorpresi, che è la reputazione ad avere la maggior influenza sul meccanismo di generazione della fiducia negli ospiti. Mentre, la confidenza è il fattore meno influente. Gli autori si spiegano questo risultato reputando che è difficile per gli utenti creare un clima di familiarità con l'host dalla sola interazione online sulla piattaforma. Quindi, si accontentano delle esperienze indirette come recensioni, commenti o il sistema del rating.

4.6 – Effetti della competizione di Airbnb sul settore alberghiero

Come già accennato nel sotto capitolo soprastante l'ingresso di Airbnb nel settore alberghiero ha generato ripercussioni per hotel, peer e consumatori. Tra i molti articoli accademici scritti su questo argomento spicca l'articolo di Ferronato e Fradkin del 2016 intitolato: "*Market Structure*

with the Entry of Peer-to-Peer Platforms: The Case of Hotels and Airbnb". Precedentemente si è spiegato come i fattori che determinano la penetrazione sul mercato di Airbnb siano il pezzo e la dimensione. Anche in questo caso i ricercatori hanno analizzato gli effetti di Airbnb sul prezzo degli hotel. In particolare, si sono concentrati sugli effetti sui ricavi degli hotel e sul tasso di occupazione. Per le considerazioni successive si ricorda che l'offerta di Airbnb è più ampia dove i ricavi degli hotel sono maggiori e che la disponibilità delle camere segue una sua stagionalità. Gli studiosi hanno dimostrato come l'aumento dell'1% del prezzo medio giornaliero di una camera d'albergo porti ad un aumento dell'1.1% delle prenotazioni, mentre lo stesso aumento per Airbnb porta ad un incremento delle prenotazioni dell'2.2%. questo ci porta a concludere che l'elasticità dell'offerta di Airbnb al prezzo è doppia rispetto a quella degli alberghi. Confrontando le due offerte è emerso che l'elasticità dei ricavi degli hotel rispetto all'offerta dei peer di Airbnb è negativa, ovvero ad un aumento del 10% dei listing postati sulla pagina della piattaforma corrisponde una diminuzione dei ricavi per camera d'albergo dello 0.33%. Tuttavia, i ricercatori hanno scoperto che l'effetti dell'aumento degli alloggi disponibili non influenza solo i ricavi ma anche il tasso di occupazione. Quindi, si è suddiviso il risultato in due componenti: ricavi e tasso di occupazione. Così si è potuto vedere come l'effetto sul prezzo sia due volte più marcato che sul tasso di occupazione. Quanto scoperto è consistente con il fatto che si ha il massimo dell'effetto quando la domanda degli alberghi ha quasi saturato la capacità disponibile. Durante questa fase gli alberghi sono prenotati, quindi gli host di Airbnb fanno più pressione sul prezzo delle camere di albergo rimanenti che sulla diminuzione delle camere già prenotate. Come già detto precedentemente, uno dei fattori che influenza la crescita di Airbnb è se una città ha vincoli di costruzione per nuovi edifici oppure no. Avendo scoperto questa caratteristica, gli autori hanno testato gli effetti di Airbnb su città vincolate o meno. Da questa analisi hanno scoperto che l'elasticità dei ricavi degli alberghi rispetto all'offerta dei peer di Airbnb è negativa ma non statisticamente significativa per le città non vincolate. Per le città vincolate è sempre negativa ma statisticamente significativa. La spiegazione data dagli studiosi è che per i mercati senza vincoli di costruzione, l'offerta degli hotel dovrebbe adattarsi in modo che, almeno per un periodo temporale, gli hotel abbiano un prezzo pari al costo marginale. Invece, nei mercati vincolati gli hotel hanno potere di mercato e dovrebbero essere in grado di fissare il prezzo in modo significativo al di sopra dei costi marginali. Quindi, con la presenza di Airbnb, gli hotel nei mercati vincolati hanno più possibilità di adeguare il prezzo rispetto agli hotel nei mercati non vincolati. Proseguendo con lo studio, gli autori hanno scoperto che gli effetti di Airbnb si manifestano in tutte le scale alberghiere. Solitamente si è portati a pensare che Airbnb sia concorrente degli alberghi di scala medio bassa, ma l'offerta della piattaforma rispetto alla sua controparte è molto più diversificata. Per esempio, sulla piattaforma si possono trovare dai

divani alle camere, dalle stanze condivise agli appartamenti di lusso. Nella ricerca sono stati analizzate hotel di tutte le scale e categorie. Dai risultati si potuto osservare che gli effetti di un aumento degli affitti disponibili su Airbnb sui ricavi degli hotel sono negativi per tutte le scale alberghiere diverse dal luxury, ma sono statisticamente significativi solo nel caso degli alberghi di fascia media, che presenta un valore pari a -4.7%. Proseguendo ancora nella ricerca, i ricercatori hanno esaminato come gli effetti di Airbnb differiscono in base alla tipologia di affitto. Due sono le tipologie di affitto che sono state esaminate nello studio: l'affitto di una camera in un alloggio più grande e l'affitto di un alloggio intero. L'articolo dimostra che le stanze private producono un effetto negativo sui ricavi degli hotel. Ossia, raddoppiando il numero delle stanze private su Airbnb si riducono i ricavi degli hotel del 5%. Una possibile spiegazione di questo risultato è che le camere private sono un sostituto più vicino agli hotel, mentre interi appartamenti competono in un altro mercato, quello delle case vacanze. Successivamente, Lo studio continua calcolando le utilità medie dei tipi di hotel e degli annunci su Airbnb. Per gli hotel, l'utilità media diminuisce con il tipo di hotel e con la fascia di utilità ad esso associata. In particolare, gli alberghi della fascia lusso presentano la massima utilità e gli hotel di fascia bassa la minima. Tuttavia, per gli annunci di Airbnb, l'affitto di una proprietà intera offre più utilità di una stanza privata. Inoltre, le proprietà recensite offrono più utilità rispetto a quelle non recensite. A causa di questa tendenza, l'utilità media dell'affitto di un alloggio intero con recensione supera il valore degli hotel di fascia medio bassa di Los Angeles, New York e San Francisco alla fine del 2014. Interpretando le utilità in termini monetari, lo studio ha rilevato che l'utilità media di qualsiasi opzione di alloggio in queste città è superiore rispetto a Las Vegas e Chicago. Inoltre, la differenza di utilità media tra alberghi di fascia medio bassa e la migliore opzione di Airbnb, cioè l'affitto di intere proprietà recensite, è tra $45 e $60 a Chicago e Las Vegas, mentre è negativa in San Francisco, New York e Los Angeles. Ciò significa che mentre a Chicago e Las Vegas hotel economy e midscale sono valutati circa $50 in più rispetto alla migliore opzione di Airbnb, a New York, San Francisco e Los Angeles, in realtà sono valutati circa $20 in meno rispetto agli interi appartamenti recensiti su Airbnb.

4.7 – Considerazioni legali sugli affitti a breve termine

La piattaforma di online di condivisione Airbnb dal 2007, anno della sua nascita, ha continuato ad espandersi a ritmi esponenziali in tutto il mondo. In soli tredici anni la piattaforma ha segnato numeri da record arrivando a raggiungere un fatturato 2.6 miliardi di dollari. Questa espansione è stata repentina, tanto da non dare il tempo alle città di adeguare i piani regolatori a questa nuova forma di business. Tuttavia, sono stati scritti molti articoli scientifici su questo argomento

che hanno provato a dare una soluzione a questo problema. In questa tesi si è scelto di esporre i risultati empirici ottenuti dallo studio di Coles, Egesdal, Ellen, Li e Sundararajan (2017) in cui sono state riviste le opzioni mirate a regolarizzare lo *short-term rental market*.

Pur esistendo una folta letteratura sulla regolamentazione del mercato degli affitti a breve termine, ogni città ha adottato un proprio piano regolatore per fronte al problema. Ogni piano, oltre al contenuto, spesso differisce per l'obiettivo da raggiungere. Per esempio, Uno di questi è assicurare il corretto pagamento delle tasse derivanti dalle attività di affitto a breve termine. Per raggiungere l'obiettivo, le modalità possono differire; alcune città, come San Francisco, richiedono direttamente all'host di pagare le tasse al governo e altre richiedono di pagarle direttamente alle piattaforme, come nel caso di Amsterdam, Lisbona e Londra. Inoltre, le città hanno richiesto implicitamente ad Airbnb che i suoi host siano in regola con la pulizia e le normative di igiene. Quindi gli host di queste città si devono necessariamente adeguare per poter pubblicare l'annuncio. Di seguito le altre misure suggerite dagli studiosi nel loro articolo.

4.7.1 – Divieto degli affitti a breve termine

Alcune città hanno deciso di porre delle restrizioni agli affitti a breve termine. Per esempio, città come Fort Lee nel New jersey o Santa Monica, in California, hanno posto limiti e divieti nel caso in cui l'host non sia presente. Ancora, alcune città hanno preferito mettere il divieto solo per alcune tipologie di case ed in alcuni quartieri. Un esempio è Portland nel Maine in cui sono stati vietati gli affitti a breve termine per le case unifamiliari senza proprietario, fatta eccezione per alcuni quartieri in cui lo *short-term rent* viene utilizzato dai cittadini e dagli ospiti già da molto tempo. La città più restrittiva in termini di regolamentazioni per gli affitti a breve termine è New York in cui sono vietati gli affitti minori ai 30 giorni per le proprietà di tre o più unità abitative in cui il proprietario non sia presente. Inoltre, la città ha imposto sanzioni salate per tutti i proprietari che vengono colti ad affittare illegalmente le proprietà per brevi periodi di tempo. Da un punto di vista economico, i divieti non sono una soluzione in quanto sono una risposta inefficiente al problema delle esternalità. I divieti, eliminando le esternalità negative, cancellano a loro volta anche tutti i vantaggi legati a questo tipo di economia, tra cui il valore generato per gli host e i proventi che sarebbero stati ricavati dalle tasse. Ad esempio, secondo lo studio di Coles, Egesdal, Ellen, Li e Sundararajan (2017), i divieti imposti a New York impattano sui proventi degli host per una cifra variabile tra i 140 e i 350 M$.

4.7.2 – Limite sul numero massimo di notti

In alcuni casi le città preferiscono non vietare l'utilizzo della piattaforma Airbnb ma di limitare il numero di notti. In questo modo si evita di trasformare affitti a lungo termine in affitti a breve termine. In questo caso il problema era che alcuni proprietari, abituati ad affittare nel lungo periodo, trovavano più conveniente trasformare i loro affitti a breve termine così da poter alzare i prezzi e massimizzare la loro utilità. Tuttavia, questo modo di ragionare comportava l'aumento dei pezzi delle case di tutta la zona circostante, tanto da rendere insostenibile poter affittare proprietà per il lungo periodo. Per esempio, in Giappone è stato imposto un limite di 180 notti, così come a Philadelphia. Londra invece permette ai residenti di affittare case e stanze per un massimo di 90 notti. Città come San José e New Orleans, invece, hanno preferito distinguere qualora l'host fosse presente al momento dell'affitto oppure no. Nel caso in cui il proprietario non fosse presente nel momento della condivisione dell'appartamento allora si dovrebbero imporre i limiti sul numero massimo delle notti. Nel caso contrario non si applicherebbe nessun limite. Regolamentazioni di questo genere permettono alle città di non rinunciare agli introiti derivanti dalla tassazione, di non ridurre l'offerta dei long-term rental markets e di non sottrarre il valore agli host. La problematica più importante quando si propone una soluzione di questo genere è il controllo. Infatti, per le città sarebbe oneroso e complicato osservare il comportamento disonesto di un host che inserisce lo stesso annuncio su piattaforme diverse per periodi differenti, offrendo l'affitto in periodi diversi per rimanere nelle limitazioni imposte dal Cap, dal momento che ogni piattaforma ha un contatore delle notti effettivamente affittate solo sul proprio sito, senza considerare le altre.

4.7.3 – Limite sul numero massimo delle proprietà

Secondo lo studio condotto da Coles, Egesdal, Ellen, Li e Sundararajan (2017), alcune giurisdizione hanno introdotto delle limitazioni sul numero massimo di annunci che un host può pubblicare oppure un numero massimo di annunci che si possono pubblicare per un singolo quartiere. Per esempio, a Portland nel Maine stata adottata una legge che limita il numero totale di abitazioni senza host presente a 300 unità abitative, senza contare tutte le isole. Continuando con l'esempio, la città di Nashville ha adottato una percentuale di abitazioni per quartiere che possono essere adibite ad affitto a breve termine. Inoltre, Chicago ha stabilito un tetto massimo di unità in affitto a breve termine in base al numero di unità all'interno di un edificio. Questo tipo di regolamentazione risulta essere più efficace del divieto totale sull'affitto a breve termine. Inoltre, si può riconoscere una differenza tra quelle proprietà che vengono adibite quotidianamente ad affitto a breve termine e quelle che vengono date in affitto solo nei momenti di assenza del proprietario.

Capitolo 5 – Il Sistema delle recensioni di Airbnb e gli effetti sulla discriminazione

5.1 – Introduzione

La reputazione per un Host è una caratteristica fondamentale per avere successo sulla piattaforma. Un rating maggior ti permette di avere più visibilità, soprattutto se si è nella condizione di diventare *super host*. Airbnb è consapevole dell'importanza del sistema delle recensioni e di rating, dimostrando di essere sempre molto attenta a tutti i dettagli. Per esempio, Airbnb è l'unica piattaforma a generare una recensione automatizzata, simile a qualsiasi altra recensione, qualora il proprietario avesse annullato una prenotazione prima dell'arrivo dell'ospite. Quindi, le cosiddette "recensioni di cancellazione" segnano le volte in cui il proprietario si è comportato in modo scorretto nei confronti dei membri della piattaforma, macchiandosi la sua reputazione. In questo modo, Airbnb riconosce l'impatto che le cancellazioni possono avere sui viaggiatori, scoraggiando i proprietari alla cancellazione non motivata dai termini di servizio di Airbnb. Le recensioni di cancellazione costituiscono un aiuto per l'ospite in quanto forniscono informazioni negative sull'affidabilità del padrone di casa; informazioni che risultano credibili e non manipolabili poiché generate automaticamente dal sistema.

L'altro effetto positivo che generano le recensioni di Airbnb è quello di combattere efficacemente la discriminazione statistica. Secondo l'esperimento casuale effettuato su una popolazione di 1801 host sulla piattaforma online Airbnb e condotto da Roumeng Cui, Jun Li e Dannis J. Zhang (2018), le persone di colore hanno il 19.2 per cento di probabilità in meno di essere ospitati rispetto a persone bianche. Questo risultato è consistente con quello scoperto da Edelman et al. (2017) per cui persone con un nome che richiami l'etnia afroamericana, sono rifiutate dagli host con una probabilità del 16 per cento superiore a persone con nomi richiamanti l'etnia caucasica. Molti sono gli afroamericani che hanno espresso lamentele al riguardo sui social media. Questo problema è ben noto alla piattaforma Airbnb che ha affermato di essere ben disposta a lavorare con chiunque sia in grado di porre un freno al fenomeno.

5.2 – Esperimento sul sistema di recensioni di Airbnb

In questo contesto è nato il suddetto studio che propone di risolvere il problema della discriminazione attraverso un sistema di recensioni. Gli studiosi pensano che ci siano due motivazioni per cui le recensioni riescano a risolvere la discriminazione. Prima di tutto, le recensioni sono considerate dagli utenti come una fonte attendibile di informazioni sulla qualità dell'ospite. Secondariamente, un sistema di recensioni è in grado di stabilire un codice di comportamento inclusivo, valido per tutti gli utenti. Inoltre, i ricercatori hanno indagato su quali siano le caratteristiche più efficaci nel ridurre la discriminazione. Per esempio, se una recensione positiva è più efficace nel ridurre la discriminazione di una negativa o se una recensione può essere autorecensita per risultare credibile o se può essere lasciata in bianco o se deve esserci per forza un contenuto. Gli studiosi hanno condotto quattro esperimenti casuali. Nel primo, Cui et al., hanno creato otto falsi profili di guest su Airbnb di cui quattro non avevano recensioni di alcun tipo e quattro avevano una recensione positiva, recensita da uno stesso host. L'ospite in questione, Scott, vive in una città dell'ovest degli Stati Uniti ed è stato creato dagli studiosi esclusivamente per l'esperimento e cancellato alla fine dello stesso. Tutti e otto i profili erano uguali tranne che per il nome. Quattro profili avevano un nome chiaramente afroamericano e quattro un nome da americano caucasico, ovviamente suddivisi a due a due. Per verificare se la scelta dei nomi fosse coerente con l'etnia supposta gli studiosi hanno ricercato gli stessi su Google immagini, confermando visivamente che le foto corrispondessero all'etnia corretta. Inoltre, è stato utilizzato Amazon Mechanical Turk per verificare se una persona media associasse i nomi afroamericani all'entina corretta. Poiché Airbnb permette di lasciare una recensione solo dopo che l'ospite ha effettuato il check out, gli autori hanno creato una vera transazione tra gli ospiti e lasciato una recensione uguale per tutti. Inoltre, Airbnb richiede di inserire una fotografia prima di contattare l'host. Gli autori hanno utilizzato una fotografia di un panorama per tutti gli ospiti in modo da evitare di influenzare la scelta dell'host con la foto profilo. L'esperimento è stato condotto in tre delle più grandi città americane: Boston, Chicago e Seattle. Tutti i profili hanno mandato lo stesso numero di richieste con lo stesso messaggio. Gli host sono stati contattati una sola volta da un solo profilo. Nel caso avessero avuto più di un locale disponibile, uno solo tra tutti è stato contattato. Nel messaggio si chiedeva all'ospite di essere ospitati due notti consecutive con la data di check-in tre settimane dall'invio della richiesta. Nella fig. 5 si può osservare il contenuto del messaggio.

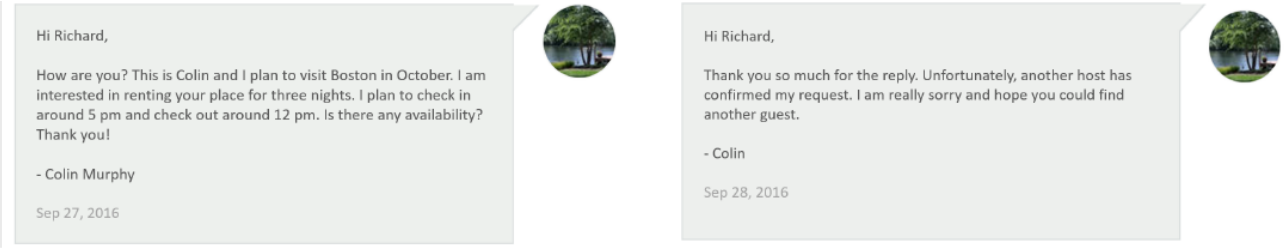


Figura 5: Foto profilo, richiesta pernottamento e cancellazione della richiesta

Il nome, la data e la città mostrati nella richiesta di pernottamento sono dati variabili. Essendo le richieste mandate da profili identici tranne che per il nome, la differenza per il tasso di accettazione sarà da spiegarsi solo a causa del fenomeno della discriminazione. Dopo aver mandato le richieste i ricercatori hanno controllato le risposte da parte dell'ospite, cinque volte nell'arco temporale dell'esperimento. Una volta dopo 5 ore, 10 ore, 24, ore, 48 ore e 5 giorni dopo. Nel caso avessero trovato una risposta, avrebbero mandato immediatamente una richiesta di cancellazione, fig. 5. Le risposte sono state catalogate in "rifiuto" nel caso l'ospite avesse rifiutato la richiesta, in "conferma" nel caso la richiesta fosse stata accettata e in "ulteriori informazioni nel caso in cui l'host avesse chiesto informazioni aggiuntive.

Per il secondo esperimento sono stati creati sempre otto profili falsi ma quattro di esse avevano una recensione non positiva. Similmente al primo esperimento tutti i profili creati avevano indirizzi e-mail e numeri di telefono verificati. Come nel primo sono state fatte vere transazioni e sono state mandate le richieste agli ospiti nello stesso modo. Gli autori hanno mandato le richieste a host differenti dal primo esperimento. Per il terzo esperimento sono stati creati 16 profili, sempre con indirizzo e-mail e telefono verificati. Otto di questi erano privi di informazioni, suddivisi in quattro profili con nomi afroamericani e quattro profili con nomi americani-caucasici. Anche, gli altri otto profili non avevano recensione, ma nella richiesta di pernottamento, oltre alle frasi in comune con tutti gli altri profili, avevano una dichiarazione in più: "*I am a tidy and friendly person. I like to keep places clean and organized. Let me know if you have any questions*". Questa frase è una dichiarazione di cordialità ed ordine, due caratteristiche chiave che gli autori hanno scoperto essere importanti nella decisione di accettazione dal primo esperimento. Anche in questo caso, gli ospiti a cui si è mandata la richiesta non sono in comune con gli altri esperimenti. Per l'ultimo esperimento sono stati creati nuovamente 16 profili di cui otto senza recensione e otto con recensione. La principale differenza con l'esperimento precedente è che agli altri otto profili, oltre all'indirizzo e-mail e al numero di telefono verificato, è stata aggiunta une recensione priva di informazioni, lasciata dagli altri account creati per l'esperimento.

5.3 – Risultati

Il primo risultato che i ricercatori riportano nel loro studio è la dimostrazione che la discriminazione su Airbnb esiste ed è statisticamente significativa. Un americano caucasico ha il 47.9 per cento di probabilità di essere accettato da un host. Un afroamericano, invece, ha il 28.7 per cento di probabilità che la sua richiesta di pernottamento sia accettata. In altre parole, un afroamericano ha il 19.2 per cento in meno di probabilità di essere accettato, risultato statisticamente significativo (p-value = 0.0002). Gli studiosi passano poi a elencare i risultati degli effetti delle recensioni sul fenomeno della discriminazione. Hanno scoperto che una sola recensione positiva è grado di attenuare significativamente la differenza del tasso di accettazione. Il divario tra le due entine non è statisticamente significativo: 56.2 americani caucasici e 58.1 afroamericani con un p-value = 0.8774. Come ci si poteva aspettare, una recensione positiva è vista dai partecipanti della piattaforma come una fonte attendibile di informazioni sulla reputazione di una persona per entrambe le etnie. Le persone non afroamericane incrementano la loro probabilità di accettazione da 47.9% al 56.2% (p-value = 0.0968) e le persone afroamericane dal 28.7% al 58.1% (p -value = 0.00001). Nella fig. 6 si può vedere questo incremento visivamente.

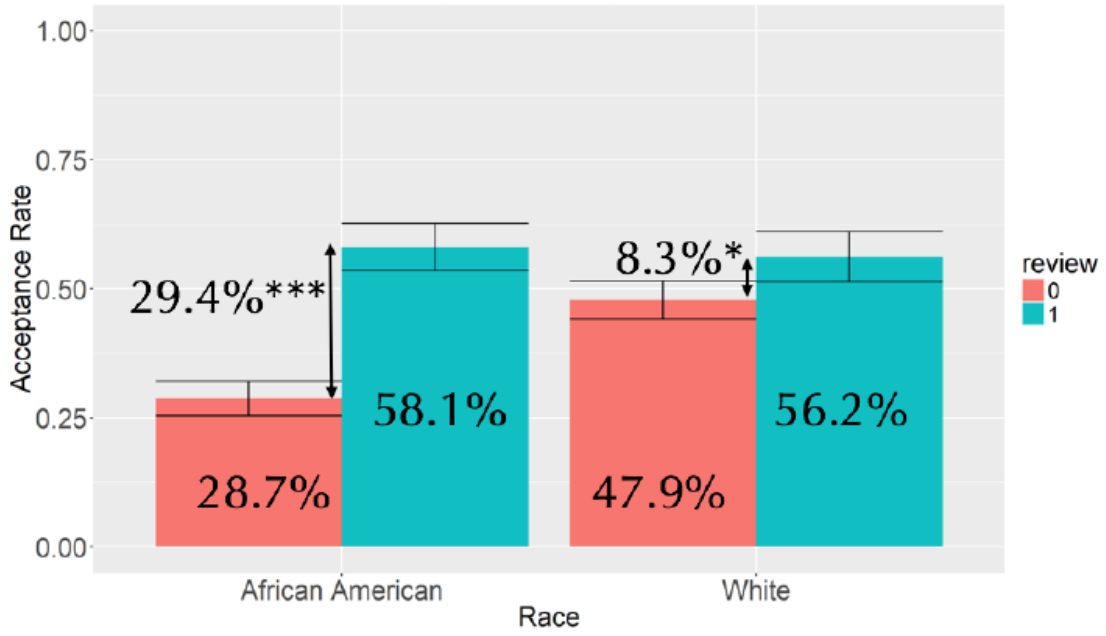


Figura 6: grafico rappresentate la variazione dei livelli di accettazione per le due etnie

I risultati del secondo esperimento sono consistenti con quanto trovato nel primo esperimento. Gli americani caucasici hanno una probabilità accettazione pari al 62.7 per

Guest Race	No. of Listings	No. of Requests Sent	No. of Requests Accepted	Prob. of Acceptance
Panel A: Summary Statistics for Guests without Reviews				
White	300	165	88	53.3%
African American	300	163	69	42.3%
Average Differences			11.0%	
Difference 95% Confidence Interval			(1%, 21%)	
P-value of Proportion Test			0.046	
Panel B: Summary Statistics for Guests with Self-Claimed Information				
White	300	181	89	49.2%
African American	300	151	55	36.4%
Average Differences			12.8%	
Difference 95% Confidence Interval			(2%, 23%)	
P-value of Proportion Test			0.019	

Panel C: Self-Claimed Information Experiment Regression Results

	Linear Probability			*Logit*		
	(Review=0)	(Review=1)	(All)	(Review=0)	(Review=1)	(All)
	I	II	III	IV	V	VI
White	0.106**	0.156***	0.106**	0.630**	0.690***	0.457**
	(0.086)	(0.090)	(0.087)	(0.426)	(0.385)	(0.403)
Self-Claimed Information			−0.069			−0.307
			(0.055)			(0.240)
White × Self-Claimed Information			0.042			0.196
			(0.076)			(0.329)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	328	332	660	328	332	660

Figura 7: risultati della regressione per l'esperimento con recensioni negative

cento, il 21,4 per cento in più degli afroamericani. le percentuali sono differenti ma in linea con quanto trovato precedentemente. Gli autori attribuiscono la causa di questa differenza alla città scelta per il secondo esperimento, diversa da quella del primo. Anche in questi casi si può notare la presenza del fenomeno della discriminazione. Tuttavia, l'esperimento ha dimostrato che con una recensione negativa associata al profilo del guest, la discriminazione diventa statisticamente irrilevante. Ossia, pur essendo presente una recensione negativa sul profilo del guest, la percentuale dell'accettazione delle persone di etnia caucasica scende al 58.2% e quella delle persone di colore sale al 57.4, ovvero una differenza statisticamente non significativa (p-value = 0.6813), vedi fig. 7. Come si può notare c'è stato un aumento della probabilità di accettazione per gli afroamericani, seppur che una recensione negativa sul profilo dell'ospite. Gli autori si spiegano questo supponendo che la percezione della reputazione degli afroamericani era così bassa che la recensione ha migliorato la situazione e non ha confermato il peggio. Un'altra spiegazione supposta dai ricercatori potrebbe essere che la presenza di una recensione seppure negativa, conferma che almeno una transazione con un host è andata a buon fine. Il completamento di una transazione è indice familiarità con la piattaforma e di sicurezza che l'identità dell'ospite sia reale. Quindi, gli autori pensano che non importi se ci sia una recensione positiva o negativa l'importante è che ci sia. Nell'esperimento con recensioni autoproclamate la discriminazione razziale è sempre

Guest Race	No. of Listings	No. of Requests Sent	No. of Requests Accepted	Prob. of Acceptance
Panel A: Summary Statistics for Guests without Reviews				
White	150	87	33	37.9%
African American	150	89	18	20.2%
Average Differences			17.7%	
Difference 95% Confidence Interval			(4.3%, 31.1%)	
P-value of Proportion Test			0.009	
Panel B: Summary Statistics for Guests with Blank Review				
White	100	53	18	34.0%
African American	100	64	22	34.4%
Average Differences			-0.4%	
Difference 95% Confidence Interval			(-18.0%, 17.2%)	
P-value of Proportion Test			0.963	

Panel C: Blank Review Experiment Regression Results	*Linear Probability*			*Logit*		
	(Review=0)	(Review=1)	(All)	(Review=0)	(Review=1)	(All)
	I	II	III	IV	V	VI
White	0.185***	−0.020	0.192***	0.843**	−0.126	0.877**
	(0.070)	(0.092)	(0.071)	(0.349)	(0.403)	(0.344)
Blank Review			0.127*			0.720*
			(0.077)			(0.373)
White ×			−0.196*			−0.885*
Blank Review			(0.113)			(0.524)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	176	117	293	176	117	293

Figura 8: Risultati regressione per l'esperimento con autorecensioni

presente. In questo caso, la probabilità di accettazione per gli americani bianchi è del 53.3%, mentre per gli afroamericani è del 42,3%. La differenza dell'11% è statisticamente significativa (p-value=0.019). La differenza tra le probabilità di accettazione con gli altri esperimenti è dovuta alle diverse città e host considerati. Tuttavia, in questo esperimento c'è una differenza sostanziale con i precedenti: con un'autorecensione il fenomeno della discriminazione continua a persistere. Infatti, la probabilità di accettazione delle persone bianche si attesta al 49.2% e la percentuale della probabilità di accettazione per gli afroamericani scende al 36.4% con 12.8 punti percentuali di differenza e con un p-value dello 0.019. Riassumendo, un'autorecensione di proclamata cordialità e ordine non diminuisce l'effetto della discriminazione. Nell'ultimo esperimento gli autori hanno creato 16 profili, di cui otto dei quali senza recensione.

Ai restanti otto profili è stata aggiunta una recensione priva di qualsiasi contenuto. Il resto dei passaggi è uguale agli esperimenti precedenti. Anche in questo caso i ricercatori hanno verificato la presenza del fenomeno della discriminazione razziale. Le persone non afroamericane hanno una probabilità di accettazione pari al 37.9%, gli afroamericani una probabilità del 20.2%. Una differenza del 17.7% (p-value=0.009). Tuttavia, gli studiosi hanno dimostrato che basta una recensione anche priva di contenuto per rendere non significativa

la discriminazione, portando le due probabilità di accettazione rispettivamente al 34% e al 34.4%.

5.4 – Conclusioni

Da quando è stato scoperto il fenomeno della discriminazione su Airbnb, si è discusso tanto su quale fosse il miglior metodo per porvi rimedio. Una delle soluzioni che si è dimostrata efficace, per lo meno nel mercato classico, è la legislazione. Le leggi antidiscriminazione hanno efficacemente eliminato la discriminazione nel mercato degli affitti. Per esempio, in California e Massachusetts agli ospiti è proibito chiedere agli ospiti informazioni riguardanti religione, etnia, gender o possibili disabilità. Tuttavia, il mercato degli affitti online e quindi piattaforme come Airbnb ricadono in una zona grigia, senza una vera legislazione. Si è provato a dare una soluzione a riguardo, proponendo di rendere completamente anonima la transazione, ma questa soluzione va contro lo scopo di questo genere di business: creare un clima di fiducia reciproca. Lo stesso Brian Chesky cofondatore della piattaforma di Airbnb si è espresso contro questa iniziativa dicendo: *"access is built on trust, and trust is built on transparency*". Inoltre, Airbnb non è rimasta passiva a guardare lo svolgersi di questo fenomeno senza muovere un dito. La piattaforma obbliga tutti i suoi utenti a sottoscrivere una policy antidiscriminatoria in cui ogni partecipante si impegna a non utilizzare un linguaggio e a non rifiutare ingiustamente un guest sulla base di stereotipi discriminatori. Sebbene siano state messe in piedi tutte queste misure di sicurezza, la discriminazione continua a essere parte di Airbnb. Tuttavia, lo studio effettuato dagli autori propone una nuova soluzione che sembra essere veramente efficace nel combattere la discriminazione definita statistica. I ricercatori suggeriscono che la creazione di una reputazione, buona o cattiva che sia, è la soluzione capace di risolvere il problema della discriminazione. Quindi, gli autori incoraggiano la piattaforma ad incentivare gli utenti a recensirsi a vicenda dopo un'avvenuta transazione. Caratteristica già in larga parte implementata, ma bisognerebbe ancora migliorarla. Per esempio, si potrebbe mandare avvisi tramite mail o offrire incentivi monetari agli utenti nella forma di sconti o credito per le future transazioni. Ancora, gli studiosi hanno riscontrato nel loro studio la possibilità che si verifichi un potenziale atto discriminatorio nei confronti di chi utilizza l'applicazione per la prima volta. I nuovi utenti non hanno ancora avuto alla possibilità di costruirsi una reputazione, quindi sono i più soggetti alla discriminazione statistica. Come dimostrato negli esperimenti non serve autorecensirsi. I ricercatori consigliano ai nuovi utenti di sforzarsi il più possibile per

ottenere in fretta la prima recensione, riducendo così la probabilità di discriminazione. Infine, come dimostrato in uno degli esperimenti, anche una recensione priva di informazioni è in grado di ridurre la discriminazione, sia perché avere una recensione è sinonimo di aver completato almeno una transazione sia perché avere una recensione significa essere stati accettati da un host. Per questo motivo l'unico strumento efficace a combattere la discriminazione è un sistema di recensioni in grado di creare una reputazione agli utenti della piattaforma di condivisione online.

Capitolo 6 – Discriminazione razziale nella sharing economy: il caso Airbnb

Dopo aver introdotto l'argomento della discriminazione razziale sulla piattaforma di Airbnb con la spiegazione del sistema delle recensioni, in questo capitolo si tratterà approfondirà questo tema trattando le due forme in cui si manifesta la discriminazione sulla piattaforma: discriminazione dell'host verso il guest e viceversa. Per ogni forma di discriminazione si riporterà almeno un articolo scientifico a dimostrazione dell'esistenza del fenomeno. Inoltre, gli articoli saranno la base della teorica su cui si fonderà l'analisi dei dati nel capitolo successivo.

6.1 – Discriminazione lato guest

6.1.1 – Introduzione all'esperimento di Edelman et al. (2016)

Il primo articolo che si riporta è stato scritto da Benjamin Edelman, Michael Luca e Dan Svirsky nel 2016 ed è intitolato: "*Racial Discrimination in the Sharing Economy: Evidence from a Field Experiment*". In questo studio per provare l'esistenza della discriminazione gli studiosi hanno condotto un esperimento in cinque città americane, interrogando circa 6400 host. Nello studio sono state analizzate varie variabili in modo da differenziare gli host e capire se la discriminazione fosse più comune per certi tipi di proprietà. Pur cambiando molto variabili di controllo, i risultati sono rimasti consistenti. Sia host afroamericani sia host americani caucasici discriminano guest afroamericani; sia guest afroamericani donne sia guest afroamericani uomini vengono discriminati. Gli effetti della discriminazione rimangono consistenti anche se la proprietà è data in condivisione o per intero. Anche per proprietà di tutti i livelli di prezzo o per diversi quartieri, si è provata l'esistenza del fenomeno della discriminazione. Per raggiungere questi risultati gli studiosi hanno contattato gli host attraverso dei profili falsi e hanno registrato il tasso di accettazione. Nel paragrafo successivo si entrerà nel dettaglio dell'esperimento.

6.1.2 – Design dell'esperimento

Attraverso un programma di scraping i ricercatori hanno raccolto i dati del 2015 di Airbnb di Baltimora, Dallas, Los Angeles, St. Louis e Washington D.C.. Sono state scelte queste città a causa della grande offerta di annunci sulla piattaforma. Per gli host aventi più di un alloggio, gli studiosi hanno deciso di tenerne in considerazione soltanto uno, in quanto mandare più di una mail uguale avrebbe potuto insospettire gli host e di conseguenza segnalar ad Airbnb i profili falsi creati. Per scegliere un l'appartamento da utilizzare è stato utilizzato un sistema di generazione casuale e automatico di numeri. I dati che sono stati raccolti vanno dall'immagine del profilo al prezzo. Per esempio, da ogni profilo è stata raccolta la foto profilo dell'host. Poi è stata ingaggiata della forza lavoro su Amazon Mechanical Turk per associare etnia, gender e età presunta alla foto profilo. I due lavoratori di Amazon assegnavano le caratteristiche selezionate in modo indipendente l'uno dall'altro. Se si fossero trovati in disaccordo, un terzo lavoratore avrebbe dovuto risolvere la disputa; se anche il terzo fosse stato in discordo, allora in quel caso sarebbero dovuti intervenire a mano i ricercatori. Per esempio, se la foto profilo fosse stata un'immagine di un coniglio allora sarebbe stata codificata manualmente come "unknown". Le pagine di profilo di Airbnb hanno fornito altre variabili di interesse. Per esempio, il numero di alloggi offerti da ogni host, il numero di review ecc. Attraverso quest'ultima variabile gli autori hanno analizzato a fondo le passate relazioni degli host con guest afroamericani. Per fare questo, i ricercatori hanno utilizzato un programma di riconoscimento facciale chiamato Face ++, attraverso il quale hanno categorizzato le immagini per etnia, gender, età. Sono state raccolte, inoltre, informazioni riguardanti gli alloggi come il prezzo, il numero dei bagni, delle camere da letto, la politica di cancellazione della prenotazione, il prezzo del servizio di pulizia e il rating dell'alloggio. Infine, è stata registrate la posizione di ogni singolo alloggio e il quartiere a cui si riferisce, così da poter fare analisi sulla discriminazione per area geografica. Ogni richiesta di pernottamento è stata mandata con 8 settimane di anticipo. Settimana per settimana i ricercatori hanno controllato se fosse stata ricevuta una risposta di accettazione o meno.

Entrando nel dettaglio dell'esperimento, sono stati creati quattro gruppi di trattamento. In ogni gruppo erano presenti nomi di persone richiamanti l'etnia afroamericana e nomi richiamanti l'etnia americana caucasica. I nomi sono stati presi dalla lista dei certificati dei bambini americani e afroamericani nati tra il 1974 e il 1979 in Massachusetts. Inoltre, i ricercatori hanno assunto su Amazon Mechanical Turk della forza lavoro per testare se si potesse effettivamente assumere

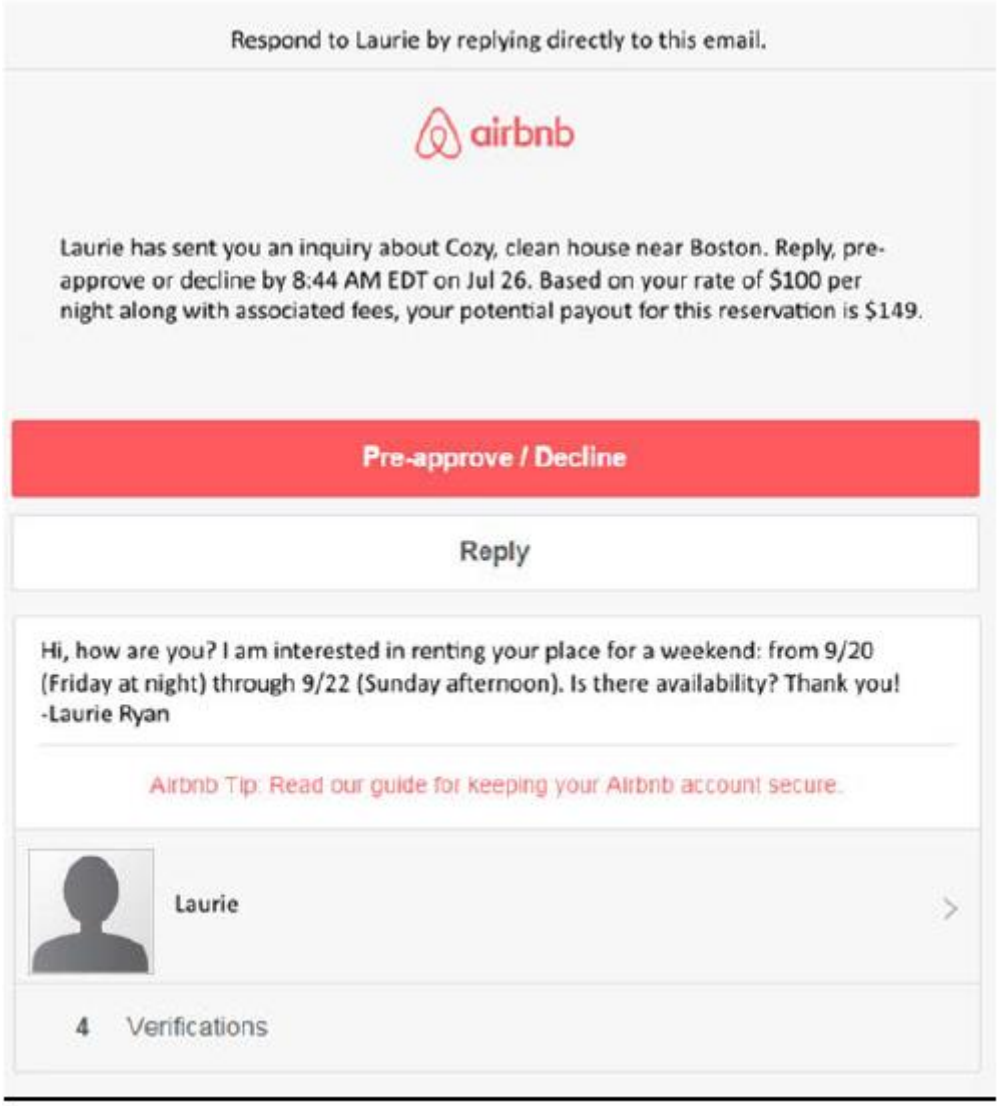


Figura 9: esempio di un account utilizzato per l'esperimento

che i nomi presi dalla lista potessero essere usati per supporre l'etnia. Quindi, sono stati creati venti account falsi ma del tutto identici tranne che per il nome. Dieci di questi account avevano nomi richiamanti l'etnia afroamericana e dieci richiamanti l'etnia caucasica, suddivisi in cinque account di uomini e cinque di donne. Un esempio di account utilizzato sì può vedere in fig. 9. Per evitare che ci si potesse confondere, non sono state usate foto profilo. Dopodiché sono stati mandati 6400 messaggi a host diversi. Le risposte alle richieste di pernottamento sono state categorizzate in sei blocchi: "nessuna risposta", "no o alloggio non disponibile", "si", "richiesta di maggiori informazioni", "sì con domande", "risponderò più avanti".

6.1.3 – Risultati dell'esperimento di Edelman et al.

Come si può osservare nella fig. 10, i nomi richiamanti una etnia americano caucasica, sono accettati il 50% delle volte, mentre i nomi richiamanti una etnia afroamericana sono accettati il

42% delle volte. I ricercatori hanno scoperto come questa differenza rimanga costante anche controllando per età dell'host, etnia, una o più proprietà, appartamento condiviso o non condiviso, esperienza dell'host e il logaritmo del prezzo. Gli studiosi proseguono mettendosi nei panni di qualcuno che potrebbe dubitare delle loro scoperte. Secondo loro ci potrebbe essere qualcuno che potrebbe pensare che i loro risultati siano falsati dalle differenze nella categorizzazione delle risposte degli host. Infatti, potrebbe essere che le richieste di pernottamento degli afroamericani possano essere considerate come materiale di spam o che il profilo di una persona di colore sia probabilmente facilmente falso. Tuttavia, come si può vedere nella fig. 10, esiste una differenza tra i tassi di accettazione non per via delle risposte intermedie ma per le differenze tra "sì" e "no".

TABLE 2. THE IMPACT OF RACE ON LIKELIHOOD OF ACCEPTANCE

	Dependent Variable: 1(Host Accepts)		
Guest is African-American	-0.08 (0.02)	-0.08 (0.02)	-0.09 (0.02)
Host is African-American		0.07 (0.02)	0.09 (0.02)
Host is Male		-0.05 (0.01)	-0.05 (0.01)
Host has Multiple Listings			0.09 (0.02)
Shared Property			-0.07 (0.02)
Host has 10+ Reviews			0.12 (0.01)
ln(Price)			-0.06 (0.01)
Constant	0.49 (0.01)	0.50 (0.01)	0.76 (0.07)
Observations	6,235	6,235	6,168
Adjusted R^2	0.006	0.009	0.040

Figura 10: analisi della regressione

Il passo successivo è stato chiedersi se i loro risultati cambiassero in base all'identità dell'host, ossai si sono chiesti se la discriminazione potesse non sussistere nel caso in cui anche l'host fosse stato di colore. Se questo fosse vero allora guest afroamericani dovrebbero avere un più alto livello di accettazione nel caso in cui dovessero fare una richiesta di pernottamento ad un host afroamericano. Alla prima interazione in cui sono stati considerati nell'analisi della regressione

host e guest della stessa etnia senza distinzione di genere, non si è potuto affermare che ci fosse una differenza significativamente diversa da zero. Tuttavia, una volta divisi gli i guest per genere, si è ritrovata una differenza significativa, 11 punti percentuali di differenza per ambo i sessi. Si sono chiesti anche se la discriminazione non si verificasse nel caso in cui l'host fosse un giovane o se variasse a seconda della posizione o a causa del prezzo, in tutti questi casi il fenomeno della discriminazione persiste. Gli autori hanno anche ipotizzato che l'intensità della discriminazione potesse variare a seconda della diversità del quartiere. È lecito pensare che a seconda della composizione etnia del quartiere, il tasso di accettazione di guest afroamericani possa variare. Anche in questo caso il fenomeno della discriminazione non varia a seconda della diversità etnica presente nei quartieri. I ricercatori poi hanno verificato la robustezza dei risultati secondo la variabile di controllo del nome. Per esempio, gli autori hanno verificato che il nome di afroamericano donna con il maggior tasso di accettazione "Tamika", rimanesse comunque inferiore al tasso di accettazione del nome americano caucasico donna "Kristen". Stessa risultato per i nomi maschili ma la differenza rimane non significativa. Un altro interessante controllo effettuato dagli autori in questo articolo è stato quello sulle recensioni. I ricercatori per i profili degli host selezionati hanno raccolto le recensioni più recenti e, con l'aiuto della forza lavoro temporanea di Amazon Mechanical Turk, hanno categorizzato le foto profilo dei guest che hanno lasciato una recensione per etnia e genere. Si è scoperto che il 29% degli host del campione ha almeno una recensione lasciata da una persona di colore. Gli autori si aspettavano che un host con una recente recensione da parte di una persona di colore fosse più incline ad accettarne un'altra. Infatti, si è visto crollare il divario tra i tassi di accettazione nel caso in cui l'host avesse almeno una recensione recente lasciata da un afroamericano. Questi risultati, anche se visti da un'ottica leggermente diversa, fanno da precursori della scoperta di Roumeng Cui, Jun Li e Dannis J. Zhang (2018), di cui si è parlato ampiamente nel capitolo 5.

Continuando con l'articolo gli autori si sono chiesti se una foto profilo potesse ridurre la differenza tra i tassi di accettazione. Facendo riferimento ad un altro articolo, gli autori ritengono che sia improbabile che le foto profilo da sole possano in qualche modo fare la differenza. L'articolo in questione è stato scritto da Fradkin (2015) e ha visto che su 17.000 richieste di pernottamento fatte da utenti di Airbnb con foto profilo ne vengono rifiutate il 49% delle volte. Percentuale strettamente paragonabile al tasso di rifiuto che hanno calcolato i ricercatori nel loro esperimento. La similarità dei risultati ha portato a pensare ai ricercatori che sia improbabile che la foto profilo possa di essere d'aiuto nella lotta contro la discriminazione. Inoltre, seppur fosse vero che la foto profilo possa aiutare a ridurre il tasso di rifiuto, non è chiaro da nessun esperimento se sia utile nel ridurre la discriminazione. Pur riconoscendo la mancanza di

approfondimento dell'argomento, gli autori considerano le recensioni un limite dell'esperimento; è interessante notare come gli autori dell'articolo giungano a conclusioni opposte a quelle di Cui et al. (2018). Gli autori si chiedono se le loro scoperte siano guidate dalla discriminazione statistica, se così fosse una recensione positiva dovrebbe ridurre il fenomeno della discriminazione. Tre sono gli argomenti a sfavore di questa tesi. Primo il tasso di accettazione trovato dagli autori è simile a quello trovato fa Fradkin analizzando l'intero data set di Airbnb, indicando che i guest del campione non vengono trattati diversamente anche se mancanti di recensioni. Secondo, ogni nuovo utente di Airbnb non ha recensioni prima della prima transazione. Terzo, un sistema di recensioni soggettivo potrebbe favorire la discriminazione invece di ridurla. Tutti questi argomenti sono stati confutati dallo studio di Cui et al. (2018), i quali hanno dimostrato che un sistema di recensioni oggettivo è in grado di azzerare la discriminazione.

Infine, dopo tutte queste scoperte, gli autori suggeriscono delle possibili soluzioni che potrebbe adottare Airbnb per ridurre il fenomeno della discriminazione. Per esempio, suggerisce potrebbe nascondere i nomi dei guest in fase di richiesta di pernottamento, come per altro già accade per l'indirizzo e-mail e il numero di telefono, cosicché i due interlocutori non possono aggirare la piattaforma e contattarsi a vicenda. Un esempio di una piattaforma di condivisione online che ha già implementato una funzione del genere è eBay che utilizza degli pseudonimi per il nome degli utenti ed esistono degli automatismi di vendita. Inoltre, Airbnb potrebbe migliorare la funzionalità di "Istant book" con la quale non c'è bisogno che l'host effettui uno screening prima di accettare, avviene tutto in automatico. Similmente agli hotel e i bed&breakfast questo sistema eliminerebbe il problema della discriminazione. Tuttavia, da quanto hanno visto gli autori nel loro campione solo un piccolo gruppo di host permette questa funzionalità.

6.2 – Discriminazione lato host

Nel sotto capitolo precedente si è parlato della discriminazione nei confronti dei guest, ovvero un afroamericano che voglia fare una richiesta di pernottamento sulla piattaforma di Airbnb deve fare i conti con una probabilità di accettazione inferiore ad un americano di etnia caucasica.

In questa sezione si tratterà dello stesso fenomeno, ma nei confronti dell'host. Questi sotto capitoli sono particolarmente importante perché serviranno da fondamento teorico all'analisi dei dati che verrà affrontata nel capitolo successivo.

6.2.1 – Introduzione all'esperimento di Edelman (2014)

6.2.1.1 – Informazioni sui meccanismi di prenotazione su Airbnb

Il paper di riferimento che servirà da linea guida per l'analisi dei dati è lo studio condotto da Benjamin Eldman e Michael Luca nel 2014. Per capire nel dettaglio quali siano i passaggi chiave necessari per cercare una camera su Airbnb, gli autori hanno fatto degli screenshot ad ogni step della ricerca. Le immagini sottostante sono state prese dal paper originale e per questo motivo sono aggiornate al 2014. In questi anni Airbnb ha apportato delle modifiche. Dalla fig. 9 alla fig. 11 si possono vedere i passaggi del processo di ricerca; nella fig. 9 si trova la lista degli affitti, nella fig. 10 i filtri per la ricerca e nella fig. 11 il profilo di una proprietà caricata sul sito; nell'immagine sono inclusi i dettagli della proprietà in affitto, la foto e il nome dell'ospite e le recensioni dei guest che hanno già pernottato nell'alloggio. Di seguito si ricorda al lettore il sistema di pagamento di Airbnb. L'ospite manda una richiesta di pernottamento al padrone dell'alloggio che prende in carico la richiesta e può decidere se accettarla o rifiutarla. Se la richiesta è rifiutata allora la transazione si conclude immediatamente. Se la richiesta è accettata Airbnb effettua in automatico il pagamento, tuttavia prima di consegnare effettivamente i soldi al padrone di casa, essi sono trattenuti in attesa del check-in dell'ospite. Se dopo 24 ore dal check-in tutto era come descritto dall'annuncio, la transazione verrà completata. Centrale per lo studio di Eldman è la

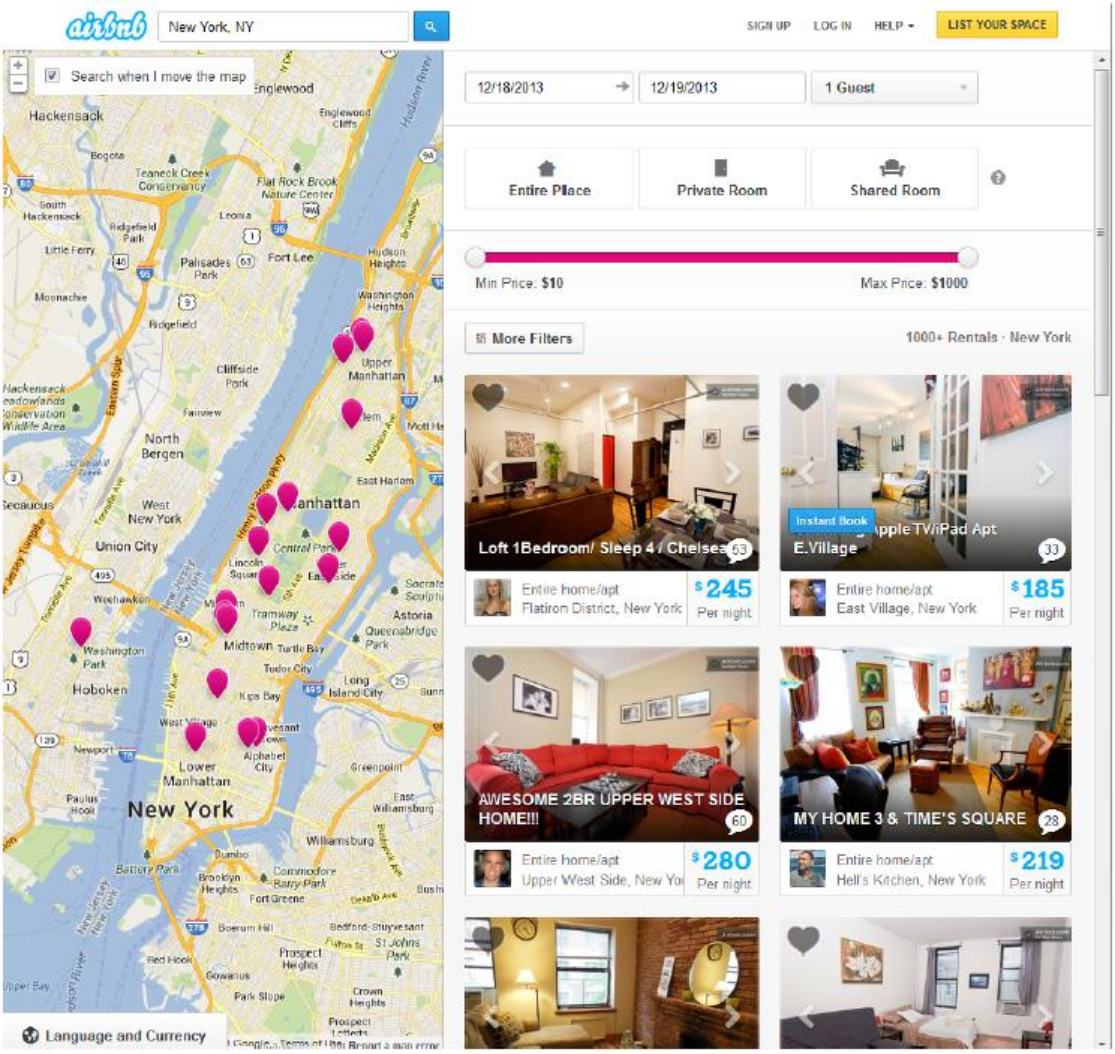


Figura 11: lista degli affitti a New York (2013)

presenza di informazioni personali sul profilo dell'ospite, in quanto possono essere utilizzate come una fonte d'informazioni per discriminare l'host. Le informazioni incluse nel profilo sono: il nome, una fotografia, una descrizione (opzionale) e le recensioni dei guest precedenti. I dati con cui gli autori hanno condotta la ricerca provengono da un insieme di alloggi della città di New York scaricati da Airbnb il 17 Luglio del 2013. Da ciascun alloggio hanno raccolto il prezzo per notte, le caratteristiche del padrone dell'alloggio e dell'alloggio stesso, il numero di persone che hanno lasciato una recensione e la valutazione media delle recensioni per singolo host. Inoltre, gli studiosi hanno utilizzato Amazon Mechanical Turk per esaminare tutte le foto degli alloggi, classificandoli su una scala da uno a sette: uno "appartamento terribile", sette "appartamento estremamente carino". Con queste variabili hanno potuto controllare, nell'esperimento, la qualità dell'appartamento. Per classificare l'etnia dei padroni di casa, si sono scaricate le foto profilo degli stessi dal sito Airbnb e si è riutilizzato Amazon Mechanical Turk per suddividere gli host nelle seguenti categorie:

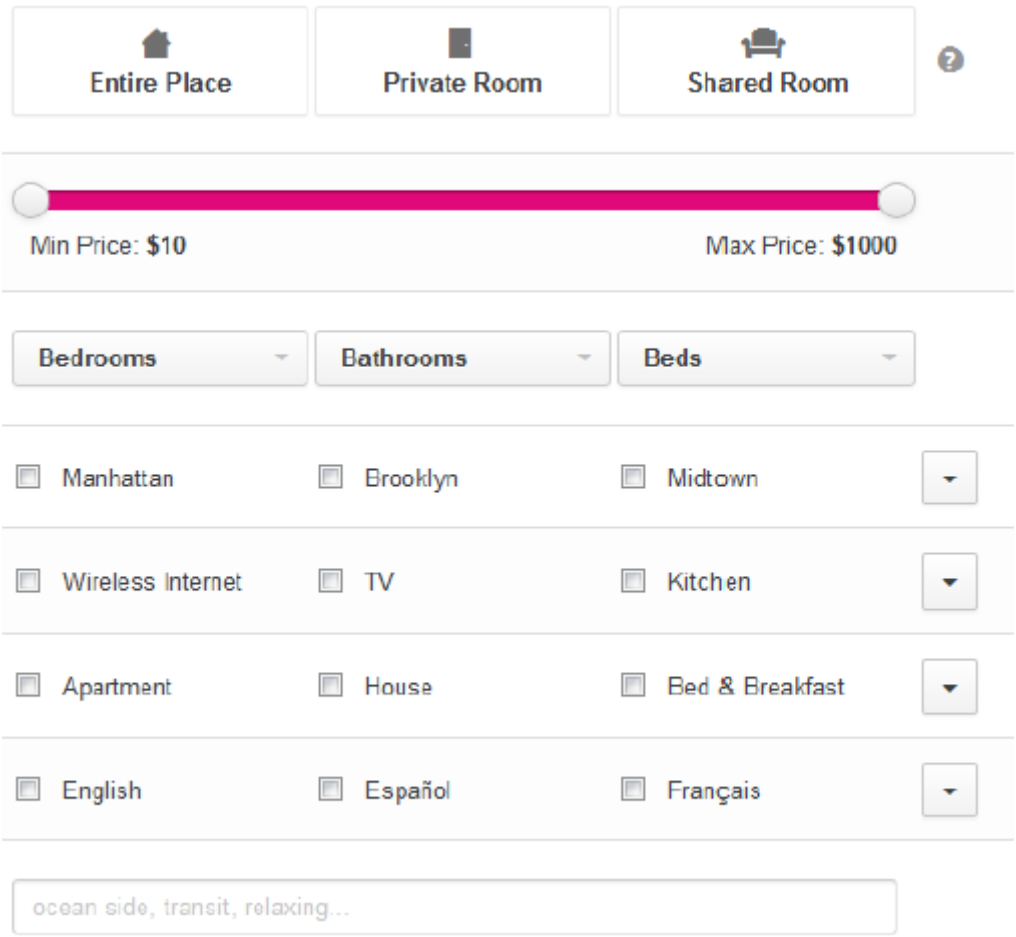
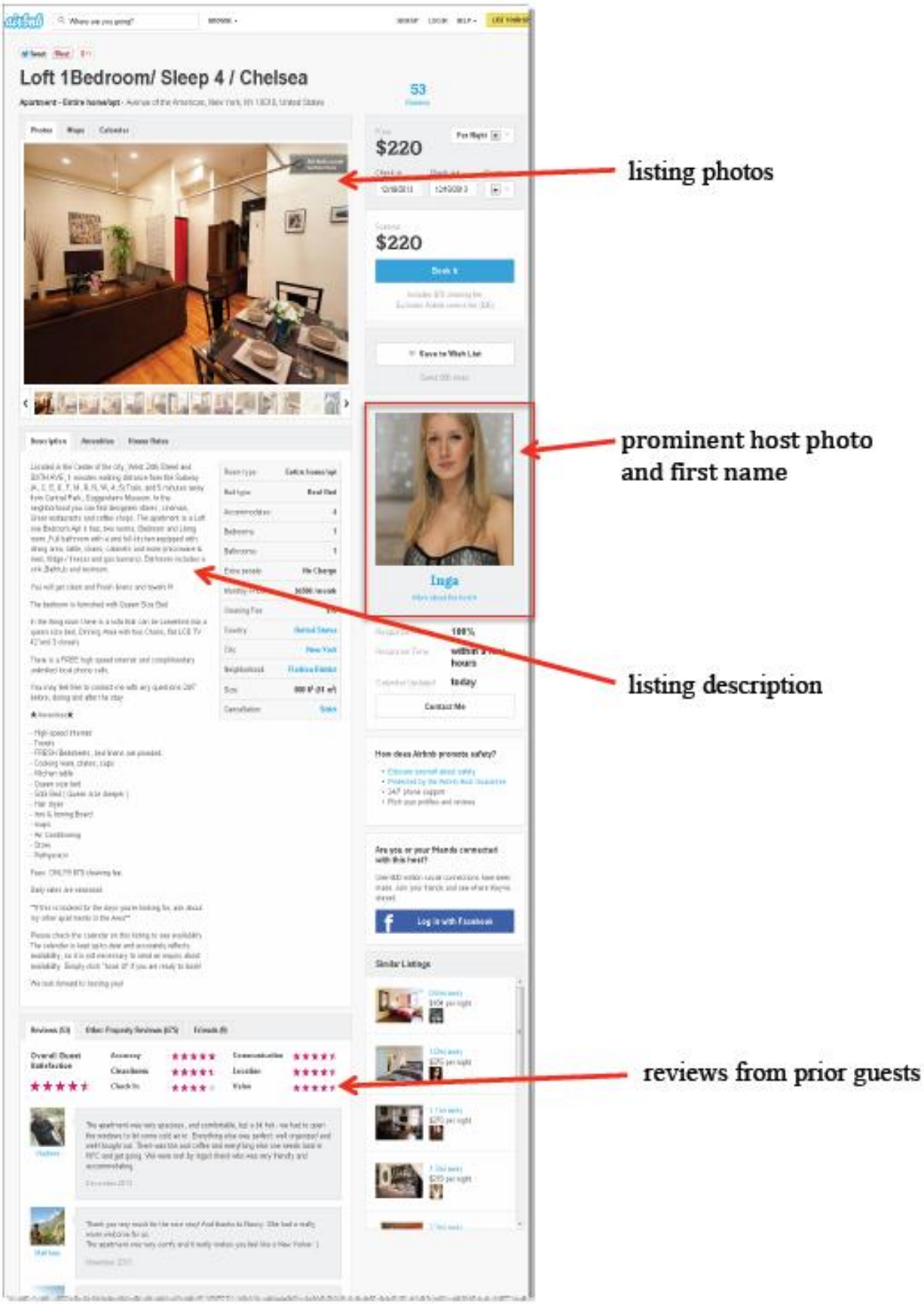


Figura 12: filtri per la ricerca delle proprietà iscritte su Airbnb (2013)

caucasici, afroamericani, asiatici, non definibili ma non bianchi, appartenenti a più etnie, nessuna foto profilo ed etnia incerta. In generale, queste sono le variabili di controllo dell'esperimento dei Eldman et al.

Lo scopo della loro ricerca è quello di stimare la differenza tra il prezzo che possono imporre gli host afroamericani e gli host caucasici.

Figura 13: profilo di un alloggio caricato su Airbnb



6.2.1.2 – Determinanti del prezzo

Per prima cosa i ricercatori hanno cercato di capire quali fossero i fattori determinanti il prezzo degli alloggi su Airbnb. Nella fig. 12 sono riportati i risultati di una regressione fatta dai due ricercatori. Si può vedere come il prezzo cresca sotto l'influenza del numero degli ospiti ospitabili, del punteggio sulla qualità della zona in cui è presente l'alloggio e della presenza sui social del padrone. Un maggior numero di guest ospitabili è indice di un alloggio più spazioso, maggior numero di letti o letti più grandi. Un punteggio più alto sulla qualità della zona significa che la proprietà è in un'area più sicura e/o ci sono più possibilità di divertimento. Un altro fattore importante della creazione della domanda per un alloggio su Airbnb è il sistema delle recensioni. Ha la stessa importanza la presenza sui social del padrone di casa. Un host con un account LinkedIn, Facebook e Twitter, insieme ad un numero di telefono verificato, dimostrano che ha un lavoro stabile, una vita sociale e un'identità verificata, aumentando di molto la probabilità che sia degno di fiducia. La analisi della regressione evidenzia che esiste una correlazione tra il numero delle stanze e la possibilità di affittare l'intero appartamento. Per esempio, se l'appartamento ha quattro stanze e le regole non permettono all'ospite di affittare l'intero appartamento è molto improbabile che scelga di condividerlo con altri tre estranei. Tuttavia, se l'appartamento ha solo due stanze, pur rimanendo poco probabile, l'ospite è più propenso ad accettare di condividere la stanza con un estraneo. Dall'altra parte se l'ospite ha la possibilità di affittare l'intero appartamento, sarà più favorevole a mandare una richiesta di pernottamento, avendo più spazio per sé e i suoi amici. Inoltre, la ricerca condotta dagli studiosi ha evidenziato l'importanza delle foto dell'appartamento nel profilo dell'host. In questa ricerca è stato dimostrato come con un solo punto in più della scala utilizzata per valutare la qualità

	Dependent Variable: Price					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Number Accommodated	9.605***	11.492***	11.647***	10.903***	10.824***	10.808***
	(1.30)	(1.32)	(1.32)	(1.31)	(1.30)	(1.30)
Whole Apartment	64.025***	52.292***	51.651***	50.222***	50.788***	50.945***
	(1.97)	(2.10)	(2.12)	(2.15)	(2.13)	(2.13)
2 Bedrooms	2.314	-5.657*	-5.272	-5.915*	-5.106	-4.671
	(3.30)	(3.27)	(3.27)	(3.38)	(3.35)	(3.33)
3 Bedrooms	-18.315***	-22.424***	-22.053***	-15.038***	-15.258***	-14.507***
	(6.83)	(6.99)	(7.06)	(5.13)	(5.04)	(5.19)
4+ Bedrooms	-22.865***	-28.349***	-28.332***	-28.941***	-27.796***	-27.050***
	(5.21)	(4.63)	(4.58)	(4.69)	(4.61)	(4.60)
Location Rating		22.497***	-63.213***	-74.325***	-72.798***	-71.155***
		(1.31)	(16.21)	(16.16)	(16.28)	(16.30)
Location Rating ^2			4.904***	5.475***	5.397***	5.303***
			(0.94)	(0.93)	(0.94)	(0.94)
Check-In Rating		-1.866	-1.239	-0.140	-0.211	-0.292
		(2.43)	(2.34)	(2.42)	(2.41)	(2.39)
Communication Rating		-2.199	-2.100	-1.531	-1.606	-1.537
		(2.52)	(2.51)	(2.54)	(2.53)	(2.53)
Cleanliness Rating		1.141	1.114	-0.737	-0.542	-0.559
		(1.40)	(1.40)	(1.42)	(1.42)	(1.42)
Accuracy Rating		2.118	2.544	1.440	1.341	1.166
		(1.76)	(1.75)	(1.75)	(1.73)	(1.72)
Has LinkedIn		10.193***	8.929***	8.664***	8.455***	8.404***
		(3.28)	(3.29)	(3.26)	(3.25)	(3.24)
Has Facebook		0.006**	0.006**	0.006**	0.005*	0.006**
		(0.00)	(0.00)	(0.00)	(0.00)	(0.00)
Has Phone Number		12.282***	12.990***	13.583***	12.543***	12.338***
		(4.52)	(4.48)	(4.64)	(4.61)	(4.64)
Has Twitter		0.001	0.001	0.001	0.001	0.002
		(0.00)	(0.00)	(0.00)	(0.00)	(0.00)
Picture Quality				11.909***	-8.066	
				(1.04)	(4.98)	
Picture Quality ^2					2.415***	
					(0.65)	
Picture Rating Indicators						Yes
Apartment Size - Whole Apartment Interactions	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Constant	62.988***	66.735***	66.402***	24.231***	62.230***	49.449***
	(2.97)	(3.97)	(3.97)	(5.28)	(9.44)	(7.23)

Note: Standard errors are reported in parentheses. *** P<0.01, ** P<0.05, * P<0.10.

Figura 14: risultati della regressione sulle determinanti del prezzo

dell'appartamento è associato con un incremento del prezzo di 11.91$. Queste sono le variabili che influenzano il prezzo su Airbnb.

6.2.1.3 – Una persona di colore guadagna meno degli altri?

In questa sezione gli autori analizzano il ruolo dell'etnia nella determinazione del prezzo. I dati mostrano come le persone di colore e non di colore ricevano rispettivamente 107$ e 144$ per notte in media. Tuttavia, si potrebbe obiettare che siano molte le variabili che possano influenzare il prezzo dell'affitto su Airbnb e che l'etnia sia solo uno dei tanti. Si

potrebbe pensare che ci sia un fattore nascosto causante la differenza osservata. Gli autori non possono escludere con certezza che le obiezioni sollevate siano del tutto infondate ma per ridurre tale possibilità hanno utilizzato come variabili di controllo nella regressione tutte le informazioni che un utente vede quando ricerca un alloggio su Airbnb. Nella fig. 13 si possono osservare i risultati a cui i ricercatori sono giunti con il loro lavoro. La colonna 2 della fig. 13 controlla per le principali caratteristiche dell'alloggio stesso. La colonna numero 3 controlla per le recensioni e i feedback che hanno lasciato gli ospiti. Questa serie di variabili permette di rimuovere l'effetto della qualità percepita dall'ospite sulla zona e altri fattori. L'unica variabile che è significamente diversa da zero è la zona. Le ultime colonne aggiungono ulteriori variabili di controllo sulla qualità delle foto dell'alloggi. Le variabili di controllo utilizzate dimostrano che un host di colore guadagna il 12% in meno rispetto a un host non di colore con un appartamento con rating e qualità delle foto simile.

	Dependent Variable: Price						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Black Host	-36.611***	-30.521***	-16.108***	-17.378***	-17.873***	-17.574***	-17.762***
	(3.88)	(3.72)	(3.46)	(3.47)	(3.46)	(3.47)	(3.47)
Number Accommodated		9.656***	11.439***	11.599***	10.852***	10.776***	10.762***
		(1.28)	(1.31)	(1.31)	(1.30)	(1.29)	(1.29)
Whole Apartment		61.726***	51.631***	50.902***	49.433***	50.003***	50.154***
		(2.01)	(2.11)	(2.13)	(2.16)	(2.14)	(2.14)
2 Bedrooms		-0.289	-6.749**	-6.429**	-7.154**	-6.337*	-5.933*
		(3.33)	(3.27)	(3.27)	(3.38)	(3.36)	(3.33)
3 Bedrooms		-18.398***	-22.043***	-21.622***	-14.114***	-14.346***	-13.466**
		(7.02)	(7.10)	(7.18)	(5.28)	(5.21)	(5.35)
4+ Bedrooms		-25.743***	-29.711***	-29.801***	-30.560***	-29.405***	-28.710***
		(5.20)	(4.63)	(4.58)	(4.68)	(4.60)	(4.59)
Location Rating			21.448***	-69.085***	-80.137***	-78.536***	-76.837***
			(1.33)	(16.32)	(16.36)	(16.48)	(16.46)
Location Rating ^2				5.175***	5.740***	5.658***	5.561***
				(0.94)	(0.94)	(0.95)	(0.95)
Check-In Rating			-1.584	-0.899	0.213	0.137	0.057
			(2.42)	(2.34)	(2.41)	(2.40)	(2.39)
Communication Rating			-2.384	-2.294	-1.735	-1.805	-1.731
			(2.51)	(2.51)	(2.53)	(2.52)	(2.52)
Cleanliness Rating			1.352	1.340	-0.475	-0.287	-0.301
			(1.40)	(1.40)	(1.43)	(1.42)	(1.43)
Accuracy Rating			1.902	2.335	1.190	1.097	0.911
			(1.76)	(1.75)	(1.75)	(1.73)	(1.71)
Has LinkedIn			11.022***	9.753***	9.558***	9.336***	9.294***
			(3.30)	(3.30)	(3.27)	(3.26)	(3.25)
Has Facebook			0.006**	0.006**	0.006**	0.005**	0.006**
			(0.00)	(0.00)	(0.00)	(0.00)	(0.00)
Has Phone Number			12.662***	13.439***	14.033***	13.001***	12.761***
			(4.49)	(4.46)	(4.62)	(4.59)	(4.62)
Has Twitter			0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
			(0.00)	(0.00)	(0.00)	(0.00)	(0.00)
Picture Quality					11.877***	-7.793	
					(1.04)	(4.95)	
Picture Quality ^2						2.379***	
						(0.65)	
Picture Rating Indicators							Yes
Apartment Size - Whole Apartment Interactions	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Constant	143.878***	66.388***	68.600***	68.395***	26.521***	63.903***	50.075***
	(1.47)	(2.89)	(3.99)	(3.99)	(5.27)	(9.42)	(7.21)

Note: Standard errors are reported in parentheses. *** P<0.01, ** P<0.05, * P<0.10.

Figura 15: risultati dell'analisi di regressione sulla differenza di prezzo tra host di colore e non

6.2.1.4 – Consigli sui miglioramenti da apportare al design del processo

In linea di principio la nascita e la successiva crescita del mercato online dovrebbe essere ridurre il fenomeno della discriminazione. Il mercato classico ti porta a rivelare inevitabilmente delle informazioni private, dovendo interagire a faccia a faccia con il cliente. Per fare un esempio, durante un colloquio o durante una vendita di auto usate bisogna necessariamente rivelare il sesso, l'etnia, l'età approssimativa. Al contrario, durante una transazione online si dovrebbe essere in grado di ridurre le informazioni che vogliamo far sapere alla controparte. Infatti, Scott Moron et al. sono stati in grado di dimostrare come il mercato digitale sia stato in grado di ridurre la discriminazione nel settore della rivendita di automobili. Tuttavia, gli effetti positivi del mercato digitale non sono garantiti. Per questo motivo i ricercatori vogliono incoraggiare le varie piattaforme di condivisione online di migliorare il sistema delle recensioni in modo da creare una reputazione ai partecipanti.

6.2.2 – Introduzione all'esperimento di Venoo Kakar et al. (2016)

6.2.2.1 – Discriminazione nei confronti delle minoranze asiatiche ed ispaniche nel mercato del "*rental housing*"

In questo articolo gli autori affrontano la tematica della discriminazione nel *rental housing market* nei confronti delle minoranze asiatiche ed ispaniche. La città in cui è stato svolto l'esperimento è San Francisco. L'ipotesi che i ricercatori vogliono dimostrare con questo esperimento è l'esistenza di una possibile discriminazione che subiscono gli host asiatici ed ispanici utilizzando la piattaforma di Airbnb. Come già detto nei capitoli precedenti, Airbnb incorpora al suo interno meccanismi di valutazione e recensione dell'host in modo da stimolare la creazione di una relazione di fiducia tra gli ospiti. Per esempio, il sistema delle recensioni e la presenza dei link ai social media dell'host. Per personalizzare il profilo dell'host, Airbnb permette di inserire la foto profilo, una breve descrizione autobiografica e una descrizione dell'alloggio. Questo genere di informazioni può portare all'indentificatine dell'etnia e del genere dell'ospite. Sono informazioni sensibili che possono potare ad un atto discriminatorio nei confronti del proprietario. Gli autori hanno svolto l'esperimento nella città di San Francisco; esperimento in cui è stato preso un campione di host dal sito di Airbnb di cui è stata identificata l'etnia. Controllando l'esperimento attraverso variabili di controllo, i recatori hanno riscontrato la presenza di un fenomeno di discriminazione verso le minoranze asiatiche ed ispaniche; gli host di etnia ispanica sono obbligati dal mercato a fare un prezzo minore del 9.2% rispetto ad un host di etnia americano caucasica. Stesso fenomeno avviene per la minoranza asiatica, 9.6% in meno

rispetto ad un host di pelle bianca. Questo risultato non è niente di nuovo, la discriminazione delle minoranze nel mercato degli affitti di case/appartamenti è stato accertato tempo, tanto da costringere il governo americano a fare una legge apposita per proteggerle: "*fair housing law*". Non solo nel passato si possono trovare evidenze della diffusione di questo fenomeno, Turner (2013) ha scoperto l'esistenza di una significativa discriminazione delle minoranze etniche durante la ricerca di case in affitto. Lo studio di Turner ha coinvolto un campione di più di 8000 elementi raccolti da 28 aree metropolitane. Un affittuario ispanico, ricercante di un alloggio, riesce a trovare il 12.5% delle proprietà in affitto in meno di affittuari di etnia caucasica e ha il 7.5% di probabilità in meno che il padrone di casa accetti di fargli vedere l'appartamento. Per le persone asiatiche, invece, sempre per le stesse statistiche hanno rispettivamente le seguenti percentuali: 9.8% e 6.6%. Inoltre, Bayer et al. (2012) analizzando un campione di dati contenente due milioni di transazione per l'acquisto di proprietà immobiliari in quattro città metropolitane americane, ha scoperto che le persone di colore e gli ispanici pagano una maggiorazione del tre per cento sul prezzo di acquisto che una persona caucasica pagherebbe. Gli autori citano anche altre evidenze di discriminazione sulla piattaforma di Airbnb, formanti la base teorica dello studio, come l'articolo scritto da Edelman et al. (2014), quello di Wang et al. (2015) e quello di Edelman et al. (2015).

6.2.2.2 – Design dell'esperimento di Venoo Kakar et al. (2016)

Il mercato in cui si sono concentrati gli autori è la città metropolitana di San Francisco. I dati sono stati acquisiti dal sito insideaibnb.com, stesso database che verrà utilizzato per l'analisi della regressione nel prossimo capitolo. Il dataset set in questione contava più di 6000 alloggi nel settembre del 2015. Poiché i dati sono stati analizzati con una regressione, è stata operata una pulizia dell'intero dataset, operazione fatta per migliorare l'accuratezza dei risultati. Prima di tutto la lista degli alloggi è stata ristretta a solo quegli alloggi il cui proprietario era in possesso della foto profilo e verificato dalla piattaforma, informazioni necessarie per verificare l'etnia e il genere dell'ospite. Inoltre, per assicurare che le recensioni fossero il più possibile veritiere, i ricercatori hanno inserito solamente le proprietà con cinque o più recensioni. Dopo queste operazioni il numero degli alloggi a disposizione dell'analisi è passato da 2772 a 2161, numeri in linea con precedenti esperimenti sulla città di San Francisco. Data la mole dei dati a disposizione dei ricercatori si è dovuto estrapolare dai dati un campione rappresentativo di 800 elementi, poiché gli studiosi hanno dovuto categorizzare manualmente gli host per etnia e genere. Gli elementi del campione sono stati selezionati stocasticamente senza possibilità di sostituzione, in modo da mantenere inalterata la struttura del dataset originale e la distribuzione originale. Per ogni alloggio, i ricercatori, hanno estrapolato manualmente dalla pagina di profilo dell'ospite

la foto profilo e la biografia; con queste informazioni hanno suddiviso gli host per genere, etnia, stato civile e nei casi in cui era possibile trarre questo genere di informazioni dalla biografia anche l'orientamento sessuale. Nei casi in cui la coppia di coniugi fosse una coppi mista (persona di colore e non), era comunque considerata di etnia afroamericana. Nel caso in cui ci fossero dell'anomalie nella categorizzazione dell'ospite, per esempio non era definibile l'etnia, l'elemento veniva tolto dal campione. Dopo questo processo di scrematura, gli elementi restanti ammontavano a 715 alloggi di cui 588 host aventi un solo alloggio. Per incorporare nell'analisi la variabile di controllo per la qualità del quartiere, fattore influenzante il prezzo della proprietà, gli autori, hanno utilizzato il prezzo al metro quadro delle case in vendita nel quartiere. Il costo della proprietà al metro quadro è stato ottenuto dal sito trulia.com. Per la creazione della variabile qualità quartiere sono stati considerati tutte le tipologie di abitazioni, non solo villette e condomini, poiché nel sito di Airbnb si possono trovare qualsiasi tipologia di proprietà dalla villetta singola alla camera condivisa. Per ogni quartiere gli autori hanno calcolato la statistica z-value per mostrare di quante misure di deviazione standard gli stessi fossero al di sopra o al di sotto della media. La specificazione delle variabili utilizzate nell'analisi si può vedere nella fig. 16.

Table 1: Airbnb variables used

Name	Type	Description	Source
review scores cleanliness	categorical	1-5 star rating of cleanliness	Inside Airbnb
review scores communication	categorical	1-5 star rating of communication quality	Inside Airbnb
review scores value	categorical	1-5 star rating of overall value	Inside Airbnb
Private room	dummy	1=Private room, 0 otherwise	Inside Airbnb
whole apt	dummy	1=whole apt, 0 otherwise	Inside Airbnb
bedrooms	quantitative	number of bedrooms	Inside Airbnb
bathrooms	quantitative	number of bathrooms	Inside Airbnb
accommodates	quantitative	number of guests accommodated	Inside Airbnb
superhost	dummy	meets Airbnb quality std, 1=superhost, 0 otherwise	Inside Airbnb

Table 2: Variables created

Name	Type	Description	Source
female	dummy	1=female, 0 otherwise	Airbnb host's profile
Black	dummy	1=Black, 0 otherwise (white=control group)	Airbnb host's profile
Hispanic	dummy	1=Hispanic, 0 otherwise	Airbnb host's profile
Asian	dummy	1=Asian, 0 otherwise	Airbnb host's profile
other race	dummy	1=other_race, 0 otherwise	Airbnb host's profile
couple	dummy	1=couple, 0 otherwise (single=control)	Airbnb host's profile
Gay	dummy	1=Gay, 0 otherwise	Airbnb host's profile
z-score	quantitative	1=Neighborhood value, 0 otherwise	Trulia
z-score squared	quantitative	captures diminishing return of neighborhood value	Trulia

Figura 16: specificazione delle variabili di controllo dell'esperimento

Come variabile dipendente è stato usato il logaritmo del prezzo in modo da valutare in percentuale gli effetti delle variabili indipendenti sulla variabile prezzo. Informazione più rilevante della differenza in valore assoluto.

Gli autori hanno suddiviso le variabili in quattro categorie:

- *Caratteristiche dell'ospite*: etnia, genere, orientamento sessuale e stato civile;
- *Caratteristiche dell'alloggio*: ci si aspetta che alcune caratteristiche dell'alloggio possano influenzare il prezzo dello stesso. Sono state considerate variabili influenti per l'analisi il numero di stanze, il numero dei bagni, se fosse un alloggio intero o una stanza condivisa e il numero massimo di guest ospitabili;
- *Recensioni dell'utente*: nell'analisi sono state incluse valutazioni sulla rapidità dell'ospite nel rispondere al guest, una valutazione sulla pulizia dell'alloggio e il punteggio medio delle recensioni. L'ultima variabile di questo tipo utilizzata nell'analisi è se l'ospite è un *superhost* oppure no.
- *Valutazioni sul quartiere*: per valutare il quartiere è stata utilizzata la statistica z-value. La statistica ha permesso agli studiosi di vedere di quante deviazioni standard lo z-value fosse superiore o inferiore alla media. Gli autori pensano che questa variabile possa influenzare il prezzo dell'alloggio. il motivo è che gli autori pensano che essere in un certo quartiere possa comportare una maggiorazione del prezzo. Inoltre, l'host che vive in un quartiere altolocato incorre in spese maggiori, le quali influenzano il prezzo dell'alloggio di conseguenza.

6.2.2.3 – Risultati dell'esperimento

I ricercatori hanno stimato quattro differenti modelli:

- Modello 1: include le informazioni ricavate dalla biografia dell'host come variabili esplicatori;
- Modello 2: include le variabili del modello 1 e in più le variabili sulle recensioni;
- Modello 3: include le variabili del modello 2 e in più le caratteristiche dell'alloggio;
- Modello 4: include le variabili del modello 3 e in più la valutazione del quartiere.

Inizialmente i primi due modelli non riuscivano a spiegare le differenze di prezzo tra le due etnie, in quanto il valore del R-squared erano rispettivamente 1% e 7%. Poi, lo R-squared del Modello 3 è salito al 68%, valore accettabile per considerare il modello esplicativo della realtà di San Francisco. Gli autori sospettano che il Modello 3 spighi la realtà di San Francisco in quanto la decisione a quanto fissare il prezzo da parte dell'host sia in gran parte condizionata dalle caratteristiche dell'alloggio. Il quarto modello ha un R-squared ancora maggiore, riesce a spiegare il 73% della differenza di prezzo tra le due etnie. Con l'eccezione dell'etnia e del genere sono statisticamente significative. Come si può vedere nella fig. 17, considerando solo il Modello

4, sono state confermate le aspettative di una differenza di prezzo dovuta all'etnia dell'ospite. Infatti, i ricercatori hanno riscontrato uno scostamento statisticamente significativo tra i prezzi del 9.6% per ospiti ispanici e del 9.3% per ospiti asiatici dalla variabile di controllo ospiti di etnia caucasica e tenendo tutte le altre variabili costanti. Tuttavia, per gli ospiti di etnia afroamericana hanno riscontrato uno scostamento del 2.3% ma statisticamente non significativo. Per questo risultato inaspettato gli autori se lo spiegano per la mancanza dei dati relativi a presone di colore, l'1.6% dei dati rilevati. Pur non rappresentando da sola una variabile esplicativa, l'etnia ha un effetto negativo sulla variazione del prezzo di un alloggio, ovvero gli host appartenenti ad una minoranza ispanica o asiatica a causa della loro etnia sono obbligati a fissare un prezzo minore di un americano caucasico sotto le stesse condizioni. Gli autori si aspettavano questi risultati, poiché generalmente nella vita comune le persone appartenenti ad una minoranza sono discriminati anche in altri campi diversi dal mercato delle abitazioni in affitto. Il risultato è stato di previsto ma in certa misura inferiore alle aspettative in quanto lo studio simile effettuato da Wang et al. (2015) ad Oakland ha riscontrato dei risultati più netti. La differenza tra i prezzi di asiatici e caucasici trovata da Wang è stata del 20%. Tuttavia, ci sono delle grosse differenze tra i due studi. Per esempio, Wang ha studiato un campione di soli 100 elementi di un quartiere selezionato con cura con una popolazione mista tra caucasici e asiatici quasi perfettamente bilanciata e a studiato la variazione di prezzo settimanale e giornaliera per evitare che ci fosse la volatilità. Nel caso di Kakar et al. (2016) il campione analizzato era molto più sostanzioso circa 715 elementi rappresentanti non solo due etnie ma tutto il mix multietnico dell'intera città di San Francisco. Inoltre, nello studio di Wang non sono state utilizzate variabili come il genere dell'ospite o l'orientamento sessuale. Kakar et al. (2016) hanno controllato la differenza di prezzo anche per le variabili di controllo appena citate senza però trovare nulla che potesse provare l'esistenza di un fenomeno di discriminazione nei confronti di queste minoranze. Questo risultato è stato abbastanza inatteso in quanto gli studiosi avevano ipotizzato che per l'ospite donna potesse esserci una differenza di prezzo e che per tale motivo preferisse ospitare un guest di genere donna. Comunque, pur avendo molti dati su cui inferire, si è scoperto che la variabile genere non è statisticamente significativa. Stessi risultati per la variabile orientamento sessuale. Tuttavia, in questo caso il campione potrebbe essere troppo piccolo per riuscire a cogliere la differenza tra i prezzi imposti. Per quanto riguarda le altre variabili definite dagli autori come il numero delle stanze, il numero dei bagni ed essere un "superhost" hanno confermato le intuizioni degli autori,

Variables	(1) log(price)	(2) log(price)	(4) log(price)	(4) log(price)
Host Features				
female	0.02	-0.01	-0.01	-0.01
	(0.05)	(0.05)	(0.03)	(0.03)
black	-0.33**	-0.29**	-0.03	-0.03
	(0.16)	(0.14)	(0.09)	(0.08)
hispanic	-0.25***	-0.25***	-0.14***	-0.10**
	(0.08)	(0.08)	(0.05)	(0.04)
asian	-0.12*	-0.16**	-0.14***	-0.09***
	(0.07)	(0.07)	(0.03)	(0.03)
other race	-0.09	-0.08	0.08	0.09
	(0.09)	(0.09)	(0.07)	(0.07)
couple	0.03	-0.02	-0.07**	-0.04
	(0.05)	(0.05)	(0.03)	(0.03)
gay	-0.21**	-0.18**	0.02	0.03
	(0.10)	(0.09)	(0.05)	(0.05)
User Reviews				
review scores cleanliness		0.13***	0.07***	0.07***
		(0.04)	(0.02)	(0.02)
review scores communication		0.11*	0.11***	0.10***
		(0.06)	(0.03)	(0.03)
review scores value		-0.15***	-0.06**	-0.08***
		(0.05)	(0.03)	(0.03)
superhost		0.16***	0.14***	0.12***
		(0.05)	(0.03)	(0.03)
Rental features				
private room			0.88***	0.86***
			(0.11)	(0.11)
whole apt			1.32***	1.27***
			(0.11)	(0.11)
bedrooms			0.16***	0.18***
			(0.02)	(0.02)
bathrooms			0.14***	0.12***
			(0.03)	(0.03)
accommodates			0.06***	0.06***
			(0.01)	(0.01)
Neighborhood value				
z-score				0.16***
				(0.01)
z-score squared				-0.04***
				(0.01)
Constant	5.18***	4.23***	2.30***	2.49***
	(0.04)	(0.63)	(0.37)	(0.35)
Observations	715	715	715	715
R-squared	0.03	0.07	0.68	0.73

Robust standard errors in parentheses
*** $p < 0.01$, **$p < 0.05$, *$p < 0.1$

Figura 17: analisi della regressione

sono statisticamente significative e influenzano positivamente il prezzo. Anche la variabile rappresentante il valore delle recensioni è statisticamente significative ma il risultato è controintuitivo, negativo al posto di positivo. Gli autori non si spiegano la ragione di questo risultato ma non avendo riferimenti da altri studi non hanno nulla con cui confrontarlo e provare che sia la verità. Dall'analisi della varabile qualità del quartiere normalizzata è emerso essere molto significativa. L'intuizione degli autori era che il prezzo variava a seconda della qualità del quartiere in cui si trova l'alloggio. I risultati hanno dimostrato la veridicità dell'intuizione. Gli autori hanno anche indagato l'impatto economico della discriminazione. Assumendo che per San Francisco la media del prezzo di un alloggio possa essere di 160$, media per tipologia di alloggio (camera singolo o appartamento intero), il tasso di occupazione possa essere del 47% e la media della differenza tra prezzi per asiatici e ispanici possa essere del -9.5%, il tutto si traduce in un divario monetario di 2607$. Tuttavia, gli autori ci tengono a precisare che pur avendo dimostrato la presenza del fenomeno di discriminazione in Airbnb, ci possono essere molte altre spiegazioni per questa differenza di prezzo. Per esempio, lo studio di Ikkala e Lampinen (2015) fornisce una spiegazione diversa attribuendo la colpa della differenza di prezzo a variabili socioeconomiche. Gli autori ritengono che sia possibile che gli host appartenenti a minoranze fissino un prezzo aldi sotto della media di mercato per massimizzare il tasso di occupazione. Mentre, host di etnia caucasica fissano un prezzo superiore alla media per puntare ad una clientela di un certo tipo.

6.2.2.4 – Conclusione

In questo articolo gli autori hanno provato ad esaminare l'effetto dell'etnia, del genere e dell'orientamento sessuale dell'ospite sul prezzo degli alloggi di San Francisco presenti su Airbnb. Dopo aver controllato l'esperimento per il punteggio delle recensioni, per la posizione dell'alloggio e per le caratteristiche dello stesso, si è riscontrata una discriminazione statisticamente significativa. Precisamente, rispetto ad un proprietario di etnia caucasica, gli ospiti appartenenti alle minoranze ispaniche e asiatiche guadagnano rispettivamente il 9.6% e il 9.3% in meno. il campione da cui sono stati estrapolati i risultati ammonta a 715, rappresentati il mix multietnico di San Francisco. I ricercatori riconoscono che il campione in loro possesso era minore rispetto a quello utilizzato da Edelman e Luca nel 2014. Tuttavia, gli studiosi hanno migliorato il campione includendo ulteriori variabili esplicative come il genere, l'orientamento sessuale e una maggiore componente multietnica (caucasico, afroamericano, ispanico, asiatico) che non erano state utilizzate da Edelman e Luca. Gli autori suggeriscono di controllare l'esperimento anche per il tasso di criminalità dei quartieri e di ampliare il campione degli ospiti omosessuali. Un altro miglioramento al loro esperimento sarebbe quello di cercare di capire il

perché gli host fissano i prezzi in quel modo, facendo interviste ad hoc. Infine, i ricercatori invitano a continuare ad indagare la presenza di questo fenomeno nella *sharing economy* poiché è un fenomeno in continua espansione ed è importante capire la ragione alla base della discriminazione per poter intervenire efficacemente.

Capitolo 7 - Analisi dei dati

7.1 – Introduzione

Nel capitolo precedente si è trattata la base teorica per l'analisi che verrà affrontata di seguito. Due sono state le tipologie di articolo descritte, una incentrata sulla discriminazione dell'host da parte del guest e l'altra incentrata sulla discriminazione dell'guest da parte dell'host. Pur trovando tutti e due gli articoli molto interessanti, solo una delle due tipologie era affrontabile all'interno di un percorso di tesi. Per analizzare il fenomeno della discriminazione dell'host verso il guest è necessario impostare un esperimento che richiederebbe, se affrontato singolarmente, almeno due anni di lavoro e risorse monetarie da impiegare. Ciò che consuma molto tempo è la creazione di un database, perché quello che non si trova sui siti di open data come insidearibnb.com è quante volte un guest si vede rifiutata la richiesta di pernottamento, dato fondamentale per capire se esiste un fenomeno discriminatorio. Nell'altro caso, invece, la variabile che controlla la presenza del fenomeno di discriminazione è il prezzo; ovvero, se tra due host, a parità di tutte le condizioni a parte la loro l'etnia, l'unica cosa che cambia è il prezzo, questa differenza può essere causata solo dalla discriminazione.

Per questo motivo si è scelto come argomento dell'analisi di verificare se nella città di Parigi sia presente un fenomeno discriminatorio a scapito degli host di etnia nordafricana. I dati utilizzati per l'analisi sono stati scaricati dal sito "insidearibnb.com". Il quale, a sua volta, ha scaricato i dati dal sito ufficiale di Airbnb utilizzando una tecnica chiamata *web scraping*. Il *web scraping* consiste in una tecnica informatica di estrazione di dati da un sito web per mezzo di programmi software.

Il fondamento teorico su cui si basa l'analisi sono gli articoli di Edelman del 2014 e Venoo Kakar del 2016. Entrambi come primo passo hanno cercato quali fossero le variabili che maggiormente influenzassero il prezzo. Una volta capito quali fossero le variabili più significative, hanno creato dai quattro ai sei modelli con cui effettuare la regressione, aggiungendo ad ogni modello un gruppo di controllo in più del modello precedente. Per esempio, facendo riferimento al sotto

capitolo 6.2.2, Venoo Kakar ha creato i quattro seguenti modelli con cui effettuare la regressione per il suo esperimento:

- Modello 1: include le informazioni ricavate dalla biografia dell'host come variabili esplicatori;
- Modello 2: include le variabili del modello 1 e in più le variabili sulle recensioni;
- Modello 3: include le variabili del modello 2 e in più le caratteristiche dell'alloggio;
- Modello 4: include le variabili del modello 3 e in più la valutazione del quartiere.

Come gli studiosi, in questa tesi, nella regressione saranno utilizzati quattro modelli, aggiungendo per ognuno un gruppo di variabili di controllo diverso. Inoltre, per ogni variabile del dataset verrà effettuato un T-test *by etnia* per comprendere se ci sono differenze tra l'etnia africana e non.

7.2 – Pulizia del dataset

Come già accennato nell'introduzione il dataset è stato scaricato dal sito insideairbnb.com. Il file originale contiene 106 variabili, ovvero 106 informazioni che si possono ricavare da un profilo di un host su Airbnb. Tutte queste variabili descrivono più che esaustivamente il profilo dell'ospite e l'annuncio relativo, tanto che per questa tesi si è dovuto fare una selezione, selezionando quelle variabili ritenute più attinenti ai fini dell'analisi. La selezione comprende 30 variabili. Nel sotto capitolo successivo si procederà a descrivere le variabili nel dettaglio, di seguito la lista delle selezionate:

Variabili	
host_name	bedrooms
Etnia nordafricana	beds
host_is_superhost	bed_type
phone	price
work_email	number_of_reviews
facebook	review_scores_rating
government_id	review_scores_accuracy
host_verifications	review_scores_cleanliness
host_has_profile_pic	review_scores_checkin
host_identity_verified	review_scores_communication
neighbourhood	review_scores_location

neighbourhood_cleansed	review_scores_value
zipcode	require_guest_profile_picture
property_type	require_guest_phone_verification
room_type	**%_di_povertà**
accommodates	

Le variabili in grassetto sono artificiali ovvero sono variabili che sono state aggiunte dal tesista per migliorare l'efficacia dell'analisi. Tra tutte le variabili selezionate una merita particolarmente di essere raccontata: etnia nordafricana. Questa è la variabile che permette di associare al nome dell'host l'etnia di appartenenza. Si è dovuto ricorrere a questa variabile aggiuntiva perché Airbnb per privacy non rivela e non chiede informazioni così personali come l'etnia ai suoi utenti. La creazione di questa variabile, inoltre, è in linea con quanto fatto negli esperimenti di riferimento. Nella letteratura per creare la variabile etnia, gli autori hanno adottato due metodologie differenti. Nel primo caso i ricercatori hanno assunto dei lavoratori indipendenti sulla piattaforma Amazon Mechanical Turk a cui hanno assegnato il compito di guardare le foto profilo degli host ed assegnare a ciascuna di esse l'etnia corrispondente. Se entrambi i lavoratori avessero concordato sull'etnia allora sarebbe stata validata, qualora avessero discordato su una foto profilo allora sarebbe intervenuto uno degli studiosi a dare un parere definitivo. In questo modo sono riusciti a creare un dataset di migliaia di dati molto consistenti. L'altro metodo utilizzato è stato quello di fare un'assunzione forte in fase di associazione del nome con l'etnia; ovvero gli autori sono andati a cercare quali fossero i nomi maggiormente utilizzati, associabili all'etnia di interesse, dei nascituri di trenta anni prima che si svolgesse l'esperimento nella città scelta. Poi hanno assunto che se nel dataset avessero trovato uno dei nomi ricercati, lo avrebbero associato all'etnia corrispondente.

In questa tesi si è utilizzato il secondo metodo. Quindi, come primo passo si è cercato su internet un sito che raccogliesse al suo interno un insieme dei nomi più comuni associabili all'etnia nordafricana in Francia. Il link del sito trovato è il seguente: "www.behindthename.com". Dopodiché si è scaricato dal sito l'insieme dei nomi trovati e lo si è copiato su un foglio Excel. Prima di poter utilizzare la funzione cerca verticale per associare automaticamente l'etnia ai nomi degli host del dataset scaricato da Insideairbnb.com, si dovuto fare un'operazione di pulizia dei dati. In generale il foggio Excel scaricato da Insideairbnb.com non necessitava di aggiustamenti al formato dei dati, l'unico problema era che scaricandolo i caratteri speciali dei nomi (es. è, à, è ecc.), non venivano letti dal foglio di lavoro. Quindi si è andati a capire a quali caratteri speciale si riferissero i codici alfanumerici trovati nella variabile "host_name". Una volta

sostituiti tutti i caratteri alfanumerici, si è utilizzata la funzione di Excel chiamata cerca verticale con la quale si è potuto associare il nome scaricato dal sito behindthename.com e quello del dataset di Insideairbnb. Tuttavia, dei più di ottanta nomi nordafricani francesi, si sono trovate solo 3 corrispondenze con i più di sessantamila host del dataset. Per questo motivo si è dovuto chiaramente approfondire la ricerca di una lista di nomi più consistente. Il sito emerso dalla ricerca è stato l'Institut National d'études démographiques (INED), grazie al quale si è riuscito a trovare una ricerca intitolata: "Trajectories and Origins (TeO) survey, INED–INSEE, 2008–2009" di Baptiste Coulmont e Patrick Simon in cui sono riportati i 18 nomi più utilizzati in Francia dagli immigrati nordafricani, vedere fig. 18.

	Southern Europe		North Africa	
	Man's name	Woman's name	Man's name	Woman's name
Immigrants	José Antonio Manuel	Maria Marie Ana	Mohamed Ahmed Rachid	Fatima Fatiha Khadija
Immigrants' children (G2)	Jean David Alexandre	Marie Sandrine Sandra	Mohamed Karim Mehdi	Sarah Nadia Myriam
Immigrants' grandchildren (G3)	Thomas Lucas Enzo	Laura Léa Camille	Yanis Nicolas Mehdi	Sarah Inès Lina
Source: Trajectories and Origins (TeO) survey, INED–INSEE, 2008–2009.				

Figura 18: i nomi degli immigrati nordafricani più utilizzati suddivisi in più generazioni

Dopo aver effettuato le stesse operazioni sul foglio Excel, il risultato è stato completamente diverso dal precedente tentativo. In questo caso si sono trovate più di 1500 corrispondenze. Tuttavia, millecinquecento corrispondenze sono ancora molto inferiori ai 65494 profili del detaset, sono circa il 2,3%. Si è cercato, quindi, di trovare un'altra lista di nomi che si potesse integrare con i nomi già trovati. Tale lista è stata trovata dal sito data.gouv.fr, lista compilata dagli autori Mike Campbell e Boris New. Quindi, ai 18 nomi ne sono stati aggiunti 98, portando il numero delle corrispondenze a 1952. Si sono fatte ulteriori ricerche di altre liste ma non hanno portato a nulla di concreto lasciando a 1952 il totale delle persone di etnia nordafricana. Inoltre, è importante segnalare che nel caso in cui si avesse dovuto nel corso dell'analisi dei dati, creare dei sotto campioni del campione "host di etnia nordafricana", bisognerebbe considerare quei

risultati come meno generalizzabili in quanto provenienti da un campione, purtroppo, meno ricco di elementi.

Le azioni successive hanno avuto lo scopo di rendere il dataset pronto per l'analisi dei dati. Per esempio, l'altra variabile da pulire è stata quella del prezzo "price", il formato della variabile in questione comprendeva il simbolo del dollaro "$" e il separatore dei decimali con il punto. Tutti due i problemi segnalati rendevano il formato incompatibile con il programma Stata. Si è reso quindi necessario eliminare il simbolo del dollaro e il separatore dei decimali. Poi è stato necessario trasformare le variabili con le risposte vero/falso in variabili booleane, sostituendo vero e falso con 0/1. Inoltre, le variabili "room_type" e "property_type" presentavano dei campi riferibili a camere di hotel. Da "room_type" sono stati eliminati tutti quei campi contenenti la dicitura "hotel room" e da "property_type" tutti quei campi con la dicitura "hotel" e "boutique hotel".

L'ultima azione apportata al dataset è stata la creazione di una ulteriore variabile che potesse controllare la qualità dell'alloggio. Sfortunatamente, all'interno del dataset la variabile "review_scores_location" si riferisce alla qualità della zona in cui è situato l'alloggio e non all'alloggio stesso. Inoltre, sempre per gli stessi motivi elencati per le modalità di creazione della variabile "etnianordafricana", non si è potuto replicare ciò che è stato fatto negli articoli di rifermento. Quindi, si è pensato di associare ai quartieri di Parigi degli indicatori che potessero riflettere le possibilità economiche degli abitanti. Grazie alla variabile "neighbourhood_cleansed" si è riuscito ad associare ogni host ad uno degli "arrondissement" di Parigi. Poi grazie al sito apur.org si è potuto ricavare degli indicatori associabili agli stessi quartieri del dataset. Tra tutti gli indicatori proposti dal sito si è pensato che il più adatto a descrivere le possibilità economiche degli abitanti di Parigi fosse il reddito medio degli abitanti per ogni quartiere. Tuttavia, nel sito era disponibile soltanto il reddito medio suddiviso per comune, quindi per il caso in questione non c'era il dettaglio sui quartieri, ma solo la media per l'intero comune di Parigi. Per questo motivo la scelta è ricaduta su di un altro indicatore "percentuale di povertà". Si è pensato che questa variabile potesse controllare l'esperimento per la qualità dell'alloggio secondo l'ipotesi che in un quartiere con una maggiore percentuale di povertà corrisponda anche in media ad una qualità inferiore di appartamento.

Con questa ultima operazione si è conclusa la pulizia del database.

7.3 – Descrizione delle variabili utilizzate nell'analisi

In questo capitolo sono descritte tutte le variabili che sono state utilizzate nell'analisi dei dati. La fonte a cui ci si è riferiti maggiormente è il dataset scaricato dal sito insideairbnb.com, a cui sono stati aggiunte variabili costruite manualmente dal tesista per migliorare la qualità dell'analisi. Per esempio, sono state create le variabili *etnia nordafricana, phone, work_email, facebook, %_di_povertà, rev_yes* ecc…. La descrizione delle variabili appena citate è riportata nella tab. 2:

Tabella 2: Descrizione delle variabili statistiche del dataset di InsideAirbnb.com

NOME	TIPO	DESCRIZIONE	FONTE
HOST_NAME	Str Testo	Nome degli host	Insideairbnb
ETNIA NORDAFRICANA	Booleana	1=nordafricano, 0 altrimenti	Governo FR
HOST_IS_SUPERHOST	Booleana	1=superhost, 0 altrimenti	Insideairbnb
PHONE	Booleana	1=l'host ha il n° telefono, 0 altrimenti	Insideairbnb + Excel
WORK_EMAIL	Booleana	1=l'host ha l'e-mail di lavoro, 0 altrimenti	Insideairbnb + Excel
FACEBOOK	Booleana	1=l'host ha il contatto facebook, 0 altrimenti	Insideairbnb + Excel
GOVERNMENT_ID	Booleana	1=l'host ha registrato sul Airbnb il suo ID governativo, 0 altrimenti	Insideairbnb + Excel
HOST_VERIFICATIONS	Str Testo	Modalità con cui si può identificare l'identità dell'host da suo profilo Airbnb	Insideairbnb
HOST_HAS_PROFILE_PIC	Booleana	1=l'host ha caricato una foto profilo, 0 altrimenti	Insideairbnb

HOST_IDENTITY_VERIFIED	Booleana	1=Airbnb ha potuto verificare l'identità dell'host, 0 altrimenti	Insideairbnb
NEIGHBOURHOOD	Str Testo	Quartiere in cui è situato l'alloggio	Insideairbnb
NEIGHBOURHOOD_CLEANSED	Str Testo	Arrondissement corrispondente al quartiere indicato	Insideairbnb
ZIPCODE	Str Testo	Codice postale del quartiere	Insideairbnb
PROPERTY_TYPE	Str Testo	Tipologia di alloggio (appartamento, casa, villa, …)	Insideairbnb
ROOM_TYPE	Str Testo	Tipologia di camera (casa intera, camera privata, camera condivisa)	Insideairbnb
ACCOMMODATES	Str N°	Numero massimo di ospiti	Insideairbnb
BEDROOMS	Str N°	Numero delle stanze da letto	Insideairbnb
BEDS	Str N°	Numero di letti	Insideairbnb
BED_TYPE	Str N°	Tipologia di letto (Real bed, divano, letto ad aria, futon, divano-letto)	Insideairbnb
PRICE	Str N°	Prezzo di pernottamento per una notte	Insideairbnb
NUMBER_OF_REVIEWS	Str N°	Numero delle reviews ricevute	Insideairbnb
REVIEW_SCORES_RATING	Rating	1-100 punteggio derivante dalla media	Insideairbnb

		dei punteggi delle singole review	
REVIEW_SCORES_ACCURACY	Rating	1-10 punteggio sulla precisione dell'host nello svolgere il suo compito	Insideairbnb
REVIEW_SCORES_CLEANLINESS	Rating	1-10 punteggio sulla pulizia dell'alloggio	Insideairbnb
REVIEW_SCORES_CHECKIN	Rating	1-10 punteggio sulla correttezza dello svolgimento del meccanismo di checkin di Airbnb	Insideairbnb
REVIEW_SCORES_COMMUNICATION	Rating	1-10 punteggio sulla qualità di comunicazione tra host e guest	Insideairbnb
REVIEW_SCORES_LOCATION	Rating	1-10 punteggio sulla qualità della zona in è collocato l'alloggio	Insideairbnb
REVIEW_SCORES_VALUE	Rating	1-10 punteggio overall	Insideairbnb
REQUIRE_GUEST_PROFILE_PICTURE	Booleana	1=l'host richiede al guest di mostragli una sua foto prima di confermare il pernottamento, 0 altrimenti	Insideairbnb
REQUIRE_GUEST_PHONE_VERIFICATION	Booleana	1=l'host richiede la verifica del numero di telefono del guest, 0 altrimenti	Insideairbnb

%_DI_POVERTÀ	Str N°	Percentuale di povertà associata ai quartieri di Parigi	Sitoweb apur.com
REV_YES	Booleana	1=l'host ha almeno una review, 0 altrimenti	Insideairbnb + Stata
APARTMENT	Booleana	1=l'alloggio è un appartamento, 0 altrimenti	Insideairbnb + Stata
CONDOMINIO	Booleana	1=l'alloggio fa parte di un condominio, 0 altrimenti	Insideairbnb + Stata
HOUSE	Booleana	1=l'alloggio è una casa, 0 altrimenti	Insideairbnb + Stata
ENTIRE_ROOM	Booleana	1=l'alloggio è disponibile interamente per l'ospite, 0 altrimenti	Insideairbnb + Stata
SHARED_ROOM	Booleana	1=l'alloggio è condiviso, 0 altrimenti	Insideairbnb + Stata
PRIVATE_ROOM	Booleana	1=camera privata in un alloggio, 0 altrimenti	Insideairbnb + Stata
BEDROOMS_0	Booleana	1=alloggio con 0 camera da letto, 0 altrimenti	Insideairbnb + Stata
BEDROOMS_1	Booleana	1=alloggio con 1 camera da letto, 0 altrimenti	Insideairbnb + Stata
BEDROOMS_2	Booleana	1=alloggio con 2 camere da letto, 0 altrimenti	Insideairbnb + Stata

BEDROOMS_3	Booleana	1=alloggio con 3 camere da letto, 0 altrimenti	Insideairbnb + Stata
BEDROOMS_4	Booleana	1=alloggio con 4 camere da letto, 0 altrimenti	Insideairbnb + Stata
BEDROOMS_5	Booleana	1=alloggio con 5 camere da letto, 0 altrimenti	Insideairbnb + Stata

Di seguito si riporta una descrizione delle variabili numeriche con il dettaglio di alcuni operatori statistici comunemente utilizzati. Inoltre, si riporterà per la variabile dipendente che verrà utilizzata nella regressione (price) e per le variabili dipendenti più importanti, il dettaglio della composizione percentile, tab. 3 - 4 - 5.

Tabella 3: Statistiche descrittive utilizzate per l'analisi della regressione

	Count	Mean	Sd	Min	Max
Etnia nordafricana	63470	.027966	.1648766	0	1
host_is_superhost	63470	.1255239	.3313146	0	1
phone	63470	.9912084	.093351	0	1
work_email	63470	.0841027	.277544	0	1
facebook	63470	.1645659	.3707913	0	1
government_id	63470	.7167323	.4505888	0	1
host_has_profile_pic	63470	.9968804	.0557665	0	1
host_identity_verified	63470	.3823381	.4859623	0	1
accommodates	63470	3.056767	1.546673	1	19
bedrooms	63364	1.077173	.8320117	0	12
beds	63423	1.660092	1.063129	0	19
price	63470	114.2311	201.0277	8	10000
number_of_reviews	63470	20.1349	40.62799	0	844
review_scores_rating	50420	92.75512	8.617625	20	100
review_scores_accuracy	50367	9.586316	.8019613	2	10

review_scores_cleanliness	50377	9.177124	1.095765	2	10
review_scores_checkin	50348	9.658517	.7603064	2	10
review_scores_communication	50374	9.707369	.7156298	2	10
review_scores_location	50349	9.665813	.6736327	2	10
review_scores_value	50346	9.254181	.9178194	2	10
require_guest_profile_picture	63470	.0077044	.0874368	0	1
require_guest_phone_verification	63470	.0171892	.129977	0	1
rev_yes	63470	.1889397	.3914638	0	1
apartment	63470	.9245785	.2640723	0	1
condominium	63470	.0333859	.1796434	0	1
house	63470	.0073578	.0854622	0	1
entire_room	63470	.8885773	.3146574	0	1
private_room	63470	.1046006	.3060405	0	1
shared_room	63470	.0068221	.0823146	0	1
%_di_povertà	63470	15.75106	4.812931	8.1	24.6

Il campione è formato da 63470 host. La percentuale delle osservazioni uguali a uno per la variabile "etnia nordafricana" è pari a circa il 2,8% delle osservazioni totali. Un campione piccolo rispetto alla totalità dei dati ma comunque statisticamente rilevante. Si passerà ora a descrivere più in dettaglio alcune variabili dipendenti ritenute più rilevanti.

Tabella 4: Statistiche descrittive delle variabili ritenute più importanti nel caso in cui la variabile Etnianordafricana==1

	Count	**Mean**	**Sd**	**p25**	**p50**	**p75**	**p99**
host_is_superhost	1775	.1273239	.3334294	0	0	0	1
work_email	1775	.0901408	.2864641	0	0	0	1
host_has_profile_pic	1775	.9988732	.0335578	1	1	1	1
host_identity_verified	1775	.3757746	.4844588	0	0	1	1

accommodates	1775	2.952113	1.358287	2	2	4	8
number_of_reviews	1775	19.87324	43.92046	1	6	19	203
review_scores_cleanliness	1418	9.061354	1.161504	9	9	10	10
review_scores_communication	1418	9.688293	.7598916	10	10	10	10
review_scores_location	1418	9.650212	.6659926	9	10	10	10
require_guest_profile_picture	1775	.0050704	.0710462	0	0	0	0
require_guest_phone_verification	1775	.028169	.1655021	0	0	0	1
rev_yes	1775	.1842254	.3877771	0	0	0	1
entire_room	1775	.8991549	.3012083	1	1	1	1
private_room	1775	.0946479	.2928105	0	0	0	1
shared_room	1775	.0061972	.0785	0	0	0	0
%_di_povertà	1775	15.61808	4.714117	11.8	14.4	18.5	24.6

Tabella 5: Statistiche descrittive delle variabili ritenute più importanti nel caso in cui la variabile Etnianordafricana==0

	Count	**Mean**	**Sd**	**p25**	**p50**	**p75**	**p99**

host_is_superhost	61695	.1254721	.3312561	0	0	0	1
work_email	61695	.083929	.2772836	0	0	0	1
host_has_profile_pic	61695	.9968231	.056275	1	1	1	1
host_identity_verified	61695	.3825269	.4860081	0	0	1	1
accommodates	61695	3.059778	1.55166	2	2	4	8
number_of_reviews	61695	20.14243	40.52967	1	6	20	205
review_scores_cleanliness	48959	9.180478	1.093632	9	9	10	10
review_scores_communication	48956	9.707921	.7143076	10	10	10	10
review_scores_location	48931	9.666265	.6738541	9	10	10	10
require_guest_profile_picture	61695	.0077802	.0878624	0	0	0	0
require_guest_phone_verification	61695	.0168733	.1287979	0	0	0	1
rev_yes	61695	.1890753	.3915716	0	0	0	1
entire_room	61695	.888273	.3150329	1	1	1	1
private_room	61695	.1048869	.3064102	0	0	0	1

shared_room	61695	.0068401	.0824222	0	0	0	0
%_di_povertà	61695	15.75489	4.815727	11.8	14.5	18.5	24.6

Facendo riferimento alla tab. 4 è interessante notare come la variabile “work_email”, ovvero una variabile che controlla se l’host ha l’e-mail di lavoro come contatto di verifica dell’identità, abbia una media molto bassa tra gli host nordafricani. Si sottolinea l’importanza di questa variabile perché negli studi di rifermento è citata come una possibile soluzione al problema della discriminazione. Ovvero, l’ipotesi dietro a questa variabile è che se un host possiede un’e-mail di lavoro, molto probabilmente avrà anche un lavoro e quindi si è inconsciamente portati a ritenere un lavoratore più affidabile di una persona senza lavoro. Quindi, essendo bassa la media, varrebbe la pena indagare se ci siano delle differenze tra francesi nordafricani e non per questa variabile. Sorprendentemente, quasi la totalità dei nordafricani ha caricato una foto profilo, esponendosi quindi al giudizio dei guest (vedere tab. 4, variabile “host_has_profile_pic”). Si può notare una piccola differenza del numero delle review tra le due etnie rappresentate nelle tabelle 4 e 5. Si andrà a verificare se la differenza trovata possa essere ritenuta statisticamente significativa attraverso un T-test. Stesso discorso vale per la variabile “shared_room”, interessante da analizzare in quanto potrebbe darsi che un guest possa non voler condividere la stanza con un francese di etnia nordafricana e che quindi un nordafricano francese eviti di condividere la stanza a priori generando una differenza per questa variabile. Tuttavia, la differenza tra le due etnie è minima.

Infine, ci sono due variabili che maritano una particolare attenzione: “price” e “%_di_povertà”, vedere tab. 6 e 7.

Tabella 6: Statistica descrittiva “price” suddivisa prima nel caso etnianordafricana==1 e dopo nel caso etnianordafricana==0

		Count	**Mean**	**Sd**	**p1**	**p5**	**p10**	**p25**	**p50**	**p75**	**p90**	**p95**	**p99**
price	1	1775	102.2704	225.52	25	39	45	59	80	110	160	216	400
price	0	61695	114.5752	200.27	26	38	45	60	80	120	199	270	597

Già dall'analisi descrittiva della variabile prezzo si può notare come ci sia una differenza marcata tra la media del prezzo degli host francesi di etnia nordafricana e quegli di etnia caucasica. Per essere sicuri si dovrebbe effettuare un T-test per verificare se la differenza riscontrata sia statisticamente significativa oppure no.

Tabella 7: Statistica descrittiva "%_di_povertà" suddivisa prima nel caso etnianordafricana==1 e dopo nel caso etnianordafricana==0

		Count	Mean	Sd	p1	p5	p10	p25	p50	p75	p90	p95	p99
%_di_povertà	1	1775	15.61	4.71	8.1	9.7	10.7	11.8	14.4	18.5	23.3	24.6	24.6
%_di_povertà	0	61695	15.75	4.81	8.1	9.3	10.7	11.8	14.5	18.5	23.3	24.6	24.6

Per quello che si può osservare dalla descrizione della variabile soprastante non ci sono evidenti differenze per le due etnie per questo motivo sarà necessario verificare l'affermazione tramite un T-test.

7.4 – T-test sulle variabili di interesse

Nel sotto capitolo precedente sono state descritte tutte le variabili utilizzate nell'analisi e per quelle ritenute più importanti sono state descritte raggruppandole per i valori booleani della variabile "etnianordafricana". Tuttavia, le differenze emerse durante la descrizione erano puramente visive. Per poter affermare che ci sia un'effettiva differenza tra le variabili è necessario effettuare un T-test per i valori booleani della variabile "etnianordafricana". Il primo T-test effettuato in questa analisi riguarda la variabile "price" in quanto se non ci fosse una differenza tra le due etnie, sarebbe difficile continuare con il resto dell'analisi. Di seguito nella fig. 19 i risultati del test sulla variabile "price".

```
Two-sample t test with equal variances
------------------------------------------------------------------------------
   Group |     Obs        Mean    Std. Err.   Std. Dev.   [95% Conf. Interval]
---------+--------------------------------------------------------------------
       0 |   61695    114.5752    .8062895      200.27    112.9948    116.1555
       1 |    1775    102.2704    5.352962    225.5243    91.77165    112.7692
---------+--------------------------------------------------------------------
combined |   63470    114.2311    .7979425    201.0277    112.6671     115.795
---------+--------------------------------------------------------------------
    diff |            12.30475    4.839464                2.81939     21.7901
------------------------------------------------------------------------------
    diff = mean(0) - mean(1)                                      t =   2.5426
Ho: diff = 0                                     degrees of freedom =    63468

    Ha: diff < 0                 Ha: diff != 0                 Ha: diff > 0
 Pr(T < t) = 0.9945         Pr(|T| > |t|) = 0.0110          Pr(T > t) = 0.0055
```

Figura 19: T-test della variabile "price"

Come si può notare dalla figura soprastante si è riscontrata una differenza statisticamente significativa (t=2.54 > t=1.96). Ovvero, in questo caso si rifiuta l'ipotesi nulla che la differenza tra le due medie sia zero, ammettendo quindi l'esistenza di una differenza tra i prezzi di pernottamento per una notte tra francesi di etnia nordafricana e non. È molto importante per l'analisi questo risultato perché giustifica il passo successivo, l'analisi della regressione. Lo giustifica in quanto se con la regressione riuscissimo a dimostrare statisticamente che a parità di tutte le condizioni (variabili di controllo) un francese nordafricano guadagna meno di un francese di etnia caucasica, allora sia avrebbe dimostrato l'esistenza del fenomeno di discriminazione ipotizzato su Airbnb Parigi, raggiungendo l'obiettivo della tesi.

Di seguito si sono effettuati T-test per sottogruppi per capire se la discriminazione rimanesse costante per tutto il campione, vedere fig 20, 21 e 22.

```
Two-sample t test with equal variances
------------------------------------------------------------------------------
   Group |     Obs        Mean    Std. Err.   Std. Dev.   [95% Conf. Interval]
---------+--------------------------------------------------------------------
       0 |   28025    55.94962    .0833638    13.95567    55.78622    56.11301
       1 |     865    55.97341    .4640242    13.64736    55.06266    56.88416
---------+--------------------------------------------------------------------
combined |   28890    55.95033    .0820513     13.9463     55.7895    56.11115
---------+--------------------------------------------------------------------
    diff |           -.023794    .4814592               -.9674762    .9198882
------------------------------------------------------------------------------
    diff = mean(0) - mean(1)                                      t =  -0.0494
Ho: diff = 0                                     degrees of freedom =    28888

    Ha: diff < 0                 Ha: diff != 0                 Ha: diff > 0
 Pr(T < t) = 0.4803         Pr(|T| > |t|) = 0.9606          Pr(T > t) = 0.5197
```

Figura 20: stata command - T-test price if price>8& price<80, ***by (etnianordafricana)***

```
Two-sample t test with equal variances
------------------------------------------------------------------------------
   Group |     Obs        Mean    Std. Err.   Std. Dev.   [95% Conf. Interval]
---------+--------------------------------------------------------------------
       0 |   24439     118.291    .1879967    29.38948    117.9225    118.6595
       1 |     719    116.3185    1.052991    28.23509    114.2512    118.3858
---------+--------------------------------------------------------------------
combined |   25158    118.2346     .185095    29.35842    117.8718    118.5974
---------+--------------------------------------------------------------------
    diff |            1.972512    1.110826               -.2047709    4.149796
------------------------------------------------------------------------------
    diff = mean(0) - mean(1)                                      t =   1.7757
Ho: diff = 0                                     degrees of freedom =    25156

    Ha: diff < 0                 Ha: diff != 0                 Ha: diff > 0
 Pr(T < t) = 0.9621         Pr(|T| > |t|) = 0.0758          Pr(T > t) = 0.0379
```

Figura 21: stata command - T-test price if price>80 & price<200, ***by (etnianordafricana)***

```
Two-sample t test with equal variances
------------------------------------------------------------------------------
   Group |     Obs        Mean    Std. Err.   Std. Dev.   [95% Conf. Interval]
---------+--------------------------------------------------------------------
       0 |    4645    305.9535    1.291911     88.0492    303.4207    308.4863
       1 |      86    290.1977     8.25372    76.54185    273.7871    306.6083
---------+--------------------------------------------------------------------
combined |    4731    305.6671    1.277533     87.8716    303.1625    308.1716
---------+--------------------------------------------------------------------
    diff |            15.75582    9.561019               -2.988227    34.49987
------------------------------------------------------------------------------
    diff = mean(0) - mean(1)                                      t =   1.6479
Ho: diff = 0                                     degrees of freedom =     4729

    Ha: diff < 0                 Ha: diff != 0                 Ha: diff > 0
 Pr(T < t) = 0.9503         Pr(|T| > |t|) = 0.0994          Pr(T > t) = 0.0497
```

Figura 22: stata command - T-test price if price>80 & price<200, ***by (etnianordafricana)***

Come si può vedere il fenomeno di discriminazione si concentra nella fascia di prezzi medio-alta mentre non si può affermare che ci sia una differenza statisticamente significativa delle medie dei prezzi nella fascia bassa dei prezzi. Inoltre, per la fascia dei prezzi alta sembra che non ci sia un fenomeno di discriminazione. Tuttavia, questo può dipendere dal limite arbitrario imposto al range della fascia alta in quanto se si fossero inclusi i dati dei prezzi oltre a 597 la differenza sarebbe stata più marcata. Si può affermare questo perché è stato fatto un T-test per la fascia di prezzo superiore ma non è stato incluso nell'elaborato in quanto c'era troppa differenza tra il campione degli host francesi di etnia nordafricana e quelli di etnia caucasica (rispettivamente 8 contro oltre 1500). Tuttavia, pur avendo un campione piccolo si è potuta notare una differenza marcata tra i due campioni.

Quindi da questo primo T-test di può affermare che il fenomeno della discriminazione razziale su Airbnb a Parigi esiste ma è concentrato per una fascia di prezzo medio alta. A questo punto sarebbe interessante andare a vedere se esista una discriminazione basata anche su area geografica. Ovvero, i quartieri che hanno una percentuale di povertà più bassa, quindi quartieri dove la gente è più ricca, quindi quartieri con mediamente appartamenti più belli e con prezzi più alti, presentano o meno il fenomeno di discriminazione, vedere fig. 20.

Two-sample t test with equal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf.	Interval]
0	4889	185.2002	3.110058	217.4596	179.1031	191.2974
1	127	132.4567	8.354654	94.15217	115.9231	148.9903
combined	5016	183.8648	3.040874	215.366	177.9034	189.8263
diff		52.74355	19.34486		14.81917	90.66794

```
    diff = mean(0) - mean(1)                                      t =   2.7265
Ho: diff = 0                                     degrees of freedom =     5014

    Ha: diff < 0                 Ha: diff != 0                 Ha: diff > 0
 Pr(T < t) = 0.9968         Pr(|T| > |t|) = 0.0064          Pr(T > t) = 0.0032
```

Figura 23: Stata command: T-test price if %_di_povertà >0 & %_di_povertà <10, by(race)

Dalla figura si può affermare che esiste un fenomeno di discriminazione per i quartieri più ricchi. Tuttavia, pur rappresentando un buono spunto per le successive analisi, non lo si può considerare un risultato definitivo perché questa differenza potrebbe essere causata da una moltitudine di altri fattori che potrebbero non avere niente a che fare con l'etnia. Sarà la regressione a stabilire se questa differenza esista a causa dell'etnia.

Finito di analizzare la variabile prezzo si è proceduto facendo il T-test a tutte le variabili di interesse per avere una visione generale sull'esistenza o meno di differenze tra le due etnie. Inoltre, per le variabili di cui non si può rifiutare l'ipotesi nulla che la differenza tra le medie sia zero quando raggruppate per etnia, se sarà il caso verranno indagate approfonditamente con altri T-test appositi.

Di seguito la tab. 8 in cui si potranno osservare i T-test by (etnianordafricana) effettuati:

Tabella 8: Stata command: T-test [varlist], by (etnianordafricana)

	diff.	
host_is_superhost	-0.00185	(-0.23)
phone	0.00139	(0.62)
work_email	-0.00621	(-0.93)
facebook	**-0.0208***	**(-2.33)**
government_id	0.0204	(1.88)
host_has_profile_pic	-0.00205	(-1.53)
host_identity_verified	0.00675	(0.58)
Accommodates	**0.108****	**(2.89)**
Bedrooms	**0.107*****	**(5.32)**
Beds	**0.0776****	**(3.03)**
number_of_reviews	0.269	(0.28)
review_scores_rating	**0.602****	**(2.59)**
review_scores_accuracy	**0.0827*****	**(3.83)**
review_scores_cleanliness	**0.119*****	**(4.04)**
review_scores_checkin	0.0315	(1.54)
review_scores_communication	0.0196	(1.02)
review_scores_location	0.0161	(0.88)
review_scores_value	**0.0504***	**(2.04)**
require_guest_profile_picture	0.00271	(1.29)
require_guest_phone_verification	**-0.0113*****	**(-3.61)**
rev_yes	0.00485	(0.51)
apartment	**-0.0156***	**(-2.45)**
house	0.00235	(1.14)
condominium	0.00305	(0.70)
entire_room	-0.0109	(-1.44)
private_room	0.0102	(1.39)
shared_room	0.000643	(0.32)
bedrooms_0	**-0.0351*** **	**(-3.56)**
bedrooms_1	-0.00754	(-0.63)
bedrooms_2	**0.0199***	**(2.28)**

bedrooms_3	**0.0199*** **	**(3.96)**
bedrooms_4	0.000778	(0.31)
bedrooms_5	0.00138	(1.31)
N	63364	

t statistics in parentheses

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Il primo dei risultati che ci si tiene ad analizzare è il T-test sulla variabile "host_is_superhost", importante indicatore della presenza di discriminazione. Questo perché la presenza di una differenza tra le medie delle due etnie avrebbe potuto significare che gli host di etnia nordafricana venissero recensiti più negativamente rispetto agli altri host. Si potrebbe affermare quanto supposto perché per diventare un superhost, un host normale deve seguire le seguenti regole imposte da Airbnb:

- Aver completato almeno 10 viaggi OPPURE 3 prenotazioni per una durata complessiva di almeno 100 notti.
- Aver mantenuto un tasso di risposta pari almeno al 90%.
- Aver mantenuto un tasso di cancellazione non superiore all'1% (1 cancellazione ogni 100 prenotazioni), fatta eccezione per i casi che rientrano nei "Termini delle circostanze attenuanti".
- Aver mantenuto una valutazione complessiva di 4,8 (facendo riferimento alle recensioni dei 365 giorni precedenti, in base alla data in cui ciascun ospite ha scritto la recensione e non a quella in cui ha effettuato il check-out).

Proprio per il fatto che uno dei requisiti per diventare superhost è la valutazione complessiva delle recensioni, se ci fosse stata una differenza significativa per la variabile "host_is_superhost" insieme ad un a differenza significativa della variabile "review_scores_rating" e della variabile "review_scores_value", avremmo potuto osservare una manifestazione del fenomeno della discriminazione verso gli host nord africani, senza il bisogno di effettuare la regressione.

Tuttavia, l'unica differenza a non essere statisticamente significativa è quella della varabile "host_is_superhost". Sia la variabile "review_scores_rating" sia la "review_scores_value" la loro differenza è statisticamente significativa. In particolare, vi è una differenza sulla valutazione della pulizia e della precisione. Statisticamente gli host di origine nordafricana ricevono una valutazione sulla pulizia inferiore agli altri host. Tuttavia, pur essendo un risultato interessante

per le conclusioni dell'elaborato, non si può affermare con certezza che questa differenza sia causata solo dall'etnia in quanto potrebbe darsi che questo risultato possa essere influenzato dalla differenza numerica tra i due campioni. Comunque, bisogna dire che la valutazione è per essa stessa natura puramente soggettiva e quindi i soggetti che discriminano la gente in base al proprio gusto (discriminazione taste-based), possono essere la causa della differenza riscontrata.

Continuando, la variabile "work_email" non è statisticamente significativa come "phone" e "government_id", mentre "facebook" è statisticamente significativa. Sono state create queste variabili perché è stato dimostrato della teoria che possano essere dei fattori di controllo della discriminazione. Sorprendentemente, la variabile "host_has_profile_pic" non ha una differenza statisticamente significativa per etnia. Ci si sarebbe aspettato che un host di etnia nordafricana preferisca evitare di essere giudicato per la propria foto profilo e che quindi per proteggersi non ne caricasse alcuna. Tuttavia, potrebbe darsi che da quando Airbnb vieti di vedere la foto profilo dell'host e del guest prima di aver iniziato la transazione, host e guest si sentano protetti dalla discriminazione che quindi carichino la foto profilo.

Inoltre, possiamo osservare che per la variabile "accomodates" la differenza tra le medie per etnia è statisticamente significativa, ovvero gli host non nordafricani ospitano più persone. Dalla variabile "accomodates" si potrebbe inferire che se si possono ospitare più persone allora gli appartamenti degli host non nordafricani francesi sono più grandi. Tuttavia, essendo un'assunzione forte si preferisce usare la variabile "bedrooms" sotto l'ipotesi che ad appartamenti con più stanze corrispondano appartamenti più grandi e costosi. Infatti, anche la differenza tra etnie della variabile "berdrooms" è statisticamente significativa. Secondo l'ipotesi appena fatta, quindi, gli host nordafricani possiedono mediamente appartamenti con meno stanze da letto.

Continuando la variabile "number_of_review" non è statisticamente significativa, ovvero non c'è differenza in media tra il numero di recensioni ricevuta tra le etnie. Sulla valutazione se ne è già discusso nei paragrafi precedenti. Inoltre, non c'è nemmeno differenza tra gli host recensiti e quelli che non hanno ricevuto recensioni in quanto la variabile "rev_yes" non è statisticamente significativa.

Poi le variabili di controllo sulla tipologia di casa come "apartment", "house" e "condominium" non sono rilevanti tranne che per "apartment" per cui gli host di etnia nordafricana possiedono statisticamente in più casi questa tipologia di alloggio.

Infine, a sorpresa la differenza tra host francesi nordafricani e quelli non nordafricani per la variabile "shared_room" non è statisticamente significativa, ovvero tutti gli host francesi preferiscono condividere alloggio allo stesso modo.

Nel prossimo capitolo, sulla base di quanto è emerso in questo, verranno creati i modelli da inserire nell'analisi della regressione.

7.5 – Analisi della regressione

7.5.1 – Variabile dipendente

In questa tesi si è utilizzato il logaritmo del prezzo di una notte di pernottamento come variabile dipendente. Questa operazione ha permesso di associare gli effetti dovuti alle variazioni in valore assoluto delle variabili indipendenti alle variazioni in percentuale della variabile dipendente. Ovvero, l'utilizzo del logaritmo del prezzo è significativamente più rivelatore in quanto, dipendendo, il prezzo, da variabili come numero di camere da letto, numero di letti, tipo di letti ecc., ci permette di osservare l'effetto dell'etnia nordafricana sul prezzo degli alloggi in termini percentuali e non in termini assoluti.

7.5.2 – Variabili indipendenti

Seguendo l'esempio degli studiosi Venoo Kakar et al. (2016) del loro articolo "The Visible Host: Does Race guide Airbnb rental rates in San Francisco?", sono state create quattro categorie di variabili di controllo, ovvero quattro modelli da inserire nella regressione:

1. *Informazioni sul profilo dell'host*: in questa categoria sono state inserite tutte le informazioni che definiscono il profilo dell'host. Nella tab. 9 si potranno osservare le variabili inserite nella categoria corrente.

2. *Caratteristiche dell'alloggio*: in questa categoria sono raggruppate tutte le variabili che possono controllare per possibili caratteristiche dell'alloggio. Nella tab. 9 si potranno osservare le variabili inserite nella categoria corrente.

3. *Recensioni dei guest*: in questa categoria sono state aggiunte tutte quelle variabili relative alle recensioni. Questo perché si è pensato che possano avere un impatto sulla qualità della permanenza del guest e della sua valutazione. Quindi sono state aggiunte variabili come le recensioni per le pulizie e la precisione. Nella tab. 9 si potranno osservare le variabili inserite nella categoria corrente.

4. *Qualità dell'alloggio*: in questa categoria si è cercato di includere delle variabili che potessero controllare l'esperimento anche per la qualità dell'alloggio, in quanto le recensioni, pur essendo in aggregato, soffrono di soggettività. Si è fatto questo per poter valutare l'effetto della variabile etnia sul prezzo anche a parità di qualità di alloggio. Nella tab. 9 si potranno osservare le variabili inserite nella categoria corrente.

Tabella 9: Variabili incluse nei modelli ed utilizzate nella regressione

Modello 1	**Modello 2**	**Modello 3**	**Modello 4**
Etnia nordafricana	accommodates	number_of_reviews	povdummy1
host_is_superhost	apartment	review_scores_rating	povdummy2
phone	condominium	review_scores_accuracy	povdummy3
work_email	house	review_scores_cleanliness	povdummy4
facebook	entire_room	review_scores_checkin	povdummy5
government_id	private_room	review_scores_communication	povdummy6
host_has_profile_pic	shared_room	review_scores_location	povdummy7
host_identity_verified	bedrooms_0	review_scores_value	povdummy8
	bedrooms_1		povdummy9
require_guest_profile_picture	bedrooms_2		povdummy10

require_guest_phone_verification	bedrooms_3		povdummy11
	bedrooms_4		povdummy12
	bedrooms_5		povdummy13
			povdummy14
			povdummy15
			povdummy16
			povdummy17
			povdummy18
			povdummy19

7.5.3 – Regressione

La prima regressione, osservabile in tab. 10, è stata effettuata sempre sul prezzo ma senza la variabile indipendente etnia, questo per capire quali fossero effettivamente le variabili che potessero influenzare il prezzo. I quattro modelli sono stati utilizzati secondo la seguente modalità:

1. Modello 1: include tutte le variabili della categoria *informazioni sul profilo dell'host*;
2. Modello 2: include il Modello 1 e la categoria *caratteristiche dell'alloggio*;
3. Modello 3: include il modello 2 e la categoria *recensioni dei guest;*
4. Modello 4: include il modello 3 e la categoria *qualità dell'alloggio.*

La formula utilizzata per l'analisi del logaritmo del prezzo è la seguente:

$$\log(y_i) = \alpha + \beta \sum_i^n C1 + \gamma \sum_i^n C2 + \delta \sum_i^n C3 + \delta \sum_i^n C4 + \varepsilon_i$$

Dove:

- α è la costante;
- $C1$ è la categoria delle variabili chiamata: "*Informazioni sul profilo dell'host";*
- $C2$ è la categoria delle variabili chiamata: "*Caratteristiche dell'alloggio";*

- $C3$ è la categoria delle variabili chiamata: "*Recensioni dei guest";*
- $C4$ è la categoria delle variabili chiamata: "*Qualità dell'alloggio";*
- ε_i è l'errore.

Tabella 10: analisi della delle variabili influenzanti il prezzo su Airbnb

5. **Log(price)**	(1) **Modello 1**	(2) **Modello 2**	(3) **Modello 3**	(4) **Modello 4**
host_is_superhost	0.162***	0.151***	0.132***	0.117***
	(0.00726)	(0.00521)	(0.00541)	(0.00495)
phone	-0.117***	-0.0830***	-0.108***	-0.0878***
	(0.0238)	(0.0174)	(0.0197)	(0.0179)
work_email	0.179***	0.108***	0.0760***	0.0602***
	(0.0101)	(0.00749)	(0.00722)	(0.00665)
facebook	-0.105***	-0.0540***	-0.0350***	-0.0271***
	(0.00607)	(0.00467)	(0.00496)	(0.00463)
government_id	0.151***	0.0829***	0.0642***	0.0541***
	(0.00607)	(0.00464)	(0.00488)	(0.00454)
host_has_profile_pic	-0.0632	-0.0412	-0.0849**	-0.0672*
	(0.0436)	(0.0331)	(0.0420)	(0.0374)
host_identity_verified	-0.0981***	-0.0873***	-0.0570***	-0.0476***
	(0.00575)	(0.00430)	(0.00436)	(0.00402)
require_guest_profile_picture	-0.113***	-0.0315	-0.0512**	-0.0261
	(0.0319)	(0.0239)	(0.0246)	(0.0218)
require_guest_phone_verification	0.328***	0.192***	0.199***	0.151***
	(0.0223)	(0.0156)	(0.0167)	(0.0150)
accommodates		0.122***	0.124***	0.119***
		(0.00223)	(0.00232)	(0.00223)
apartment		-0.215***	-0.199***	-0.211***
		(0.0123)	(0.0122)	(0.0115)
condominium		-0.203***	-0.187***	-0.175***
		(0.0158)	(0.0161)	(0.0151)
house		-0.105***	-0.0783**	-0.00675
		(0.0311)	(0.0357)	(0.0338)
entire_room		0.395***	0.722***	0.688***
		(0.00652)	(0.0372)	(0.0358)
private_room		-	0.332***	0.321***
			(0.0376)	(0.0362)
o.shared_room		-	-	-
bedrooms_0		-0.935***	-0.776***	-0.809***
		(0.107)	(0.130)	(0.125)
bedrooms_1		-0.734***	-0.581***	-0.599***
		(0.107)	(0.130)	(0.124)
bedrooms_2		-0.473***	-0.333***	-0.355***
		(0.106)	(0.129)	(0.124)
bedrooms_3		-0.210**	-0.0960	-0.135
		(0.106)	(0.129)	(0.123)
bedrooms_4		-0.0743	-0.0338	-0.0641
		(0.108)	(0.131)	(0.125)
bedrooms_5		-0.0163	0.0241	0.0196
		(0.126)	(0.145)	(0.138)

number_of_review s		0.000113***	-0.000157***
		(4.05e-05)	(3.82e-05)
review_scores_rating		0.00566***	0.00611***
		(0.000489)	(0.000460)
review_scores_accuracy		-0.0184***	-0.00620
		(0.00410)	(0.00386)
review_scores_cleanliness		0.0677***	0.0586***
		(0.00277)	(0.00258)
review_scores_checkin		-0.0124***	-0.00844**
		(0.00396)	(0.00372)
review_scores_communication		-0.0450***	-0.0327***
		(0.00488)	(0.00457)
review_scores_location		0.132***	0.0574***
		(0.00352)	(0.00337)
review_scores_value		-0.0993***	-0.0804***
		(0.00359)	(0.00335)
povdummy1			-0.00437
			(0.0198)
povdummy2			0.00674
			(0.0181)
povdummy3			-
povdummy4			-0.171***
			(0.0169)
povdummy5			-0.132***
			(0.0171)
povdummy6			0.0262
			(0.0203)
povdummy7			-0.206***
			(0.0154)
povdummy8			-0.257***
			(0.0164)
povdummy9			-0.0883***
			(0.0163)
povdummy10			-0.406***
			(0.0168)
povdummy11			-0.344***
			(0.0159)
povdummy12			-0.147***
			(0.0171)
povdummy13			-0.438***
			(0.0162)
povdummy14			-0.378***
			(0.0152)
povdummy15			-0.455***
			(0.0167)
povdummy16			-0.352***
			(0.0156)
povdummy17			-0.556***
			(0.0157)
povdummy18			-0.421***
			(0.0154)
povdummy19			-0.555***
			(0.0159)
o.private_room	-		
shared_room	-0.285***		

		(0.0332)		
Constant	4.520***	4.706***	3.501***	4.177***
	(0.0491)	(0.114)	(0.151)	(0.144)
Observations	63,470	63,364	50,256	50,256
R-squared	0.049	0.459	0.514	0.582

Robust standard errors in parentheses
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Dal primo modello si può notare che, come ci si sarebbe potuto aspettare, i guest sono disposti a pagare fino al 16% in più per pernottare in un alloggio il cui proprietario è un "superhost". Tale risultato rimane consistente per tutti gli altri modelli, ma il beneficio percepito dal superhost diminuisce fino ad arrivare a circa il 12%. Interessante notare come per tutti e 4 i modelli avere un profilo autenticato dall'e-mail di lavoro comporti un premium price come nel caso del ID governativo, mentre se il profilo è verificato dal numero di telefono e dai social si l'effetto contrario. Sempre interessante notare come avere o non avere la foto profilo su proprio profilo personale, non comporti né un aumento del prezzo né una sua diminuzione. Tuttavia, inferire sul prezzo con questo primo modello è abbastanza azzardato in quanto la variabilità spiegata dallo stesso è solo del 5%.

Con il secondo modello la situazione migliora di molto, il R-squared passa dal 5% al 46%. Ci si aspettava un risultato del genere perché con il primo modello sono state utilizzate solo variabili riguardanti il profilo dell'host, cioè riguardanti il fattore umano. Con il modello 2 sono state aggiunte le variabili sulle caratteristiche dell'alloggio stesso che sono quelle logicamente più importanti per basarsi nella definizione di un prezzo. Detto questo, le variabili aggiunte sono quasi tutte statisticamente significative, tranne che per le variabili rappresentanti gli alloggi con 3,4 e 5 camere da letto. Pur contravvenendo a quello che ci si potrebbe logicamente aspettare, si potrebbe spiegare un tale risultato perché il numero degli alloggi con più di 3 camere è in netta minoranza rispetto agli altri, facendo così perdere il suo contributo. È interessante notare come avere la possibilità di affittare un intero appartamento possa influenzare il prezzo per quasi il 70% in più. Anche avere una camera privata influenza positivamente il prezzo. Per quanto riguarda la variabile sulla condivisione di una stanza, è stata droppata dal Stata in quanto combinazione lineare di "entire_room" e "private_room", quindi si è reso necessario rifare la regressione ma non è stata riportata nell'elaborato per non appesantirlo troppo. Tuttavia, si può affermare che la variabile "shared_room", come ci si aspetterebbe, influenza negativamente il prezzo arrivando ad un picco massimo nei quattro modelli di circa il -32%.

Per quanto riguarda il terzo modello, sono state aggiunte le variabili riguardanti le recensioni. Tutte le variabili introdotte sono statisticamente significative, ovvero influenzano positivamente o negativamente il prezzo. È interessante notare come in alcuni casi si verifichi effettivamente un effetto negativo sul prezzo, ovvero all'aumentare della valutazione della recensione, il prezzo diminuisca al posto di aumentare.

Passando al quarto ed ultimo modello, sono state inserite le variabili create per controllare il prezzo in base alla qualità dell'alloggio assunta in base alla percentuale di povertà del quartiere in cui è situato. Come nel caso della variabile "shared_room" una delle variabili inserite è stata considerata da Stata linearmente dipendente e per questo motivo droppata. Tuttavia, si può comunque inferire che all'aumentare della percentuale di povertà, la qualità degli alloggi diminuisce e la variabile influenza negativamente il prezzo. Risultato in linea con quello che ci si sarebbe potuto aspettare logicamente; tuttavia, per valori di povertà inferiore al 10% le variabili sono statisticamente non significative, ovvero non si può rifiutare l'ipotesi nulla che il coefficiente di quelle variabili sia pari a zero.

Detto questo, si è potuto osservare quelle che possano essere le variabili di maggior interesse per l'analisi dell'etnia. Quindi, di seguito si potrà osservare nella tab. 15 l'analisi della regressione con l'inclusione della variabile Etnia nordafricana.

L'obiettivo della regressione è quello di stimare l'effetto che la variazione di un punto in valore assoluto di una delle variabili di controllo, ha in percentuale sul prezzo di una singola notte di un alloggio su Airbnb. La formula utilizzata per la regressione è la seguente:

$$\log(y_i) = \alpha + \beta \sum_{i}^{n} C1 + \gamma \sum_{i}^{n} C2 + \delta \sum_{i}^{n} C3 + \delta \sum_{i}^{n} C4 + \varepsilon_i$$

Dove:

- α è la costante;
- $C1$ è la categoria delle variabili chiamata: "*Informazioni sul profilo dell'host";*
- $C2$ è la categoria delle variabili chiamata: "*Caratteristiche dell'alloggio";*
- $C3$ è la categoria delle variabili chiamata: "*Recensioni dei guest";*
- $C4$ è la categoria delle variabili chiamata: "*Qualità dell'alloggio";*
- ε_i è l'errore.

Tabella 8: Elenco delle variabili suddivise per modello. Si ricordi che ogni modello è cumulativo, ovvero, passando da un modello all'altro vanno aggiunte le variabili del modello precedente.

Modello 1	**Modello 2**	**Modello 3**	**Modello 4**
Etnia nordafricana	accommodates	number_of_reviews	percpov < 10
host_is_superhost	apartment	review_scores_rating	percpov < 13
phone	condominium	review_scores_accuracy	percpov < 15
work_email	house	review_scores_cleanliness	percpov < 20
facebook	entire_room	review_scores_checkin	percpov > 20
government_id	shared_room	review_scores_communication	
host_has_profile_pic	bedrooms_0	review_scores_location	
host_identity_verified	bedrooms_1	review_scores_value	
require_guest_profile_picture	bedrooms_2		
require_guest_phone_verification	bedrooms_3		
	bedrooms_4		
	bedrooms_5		

Per la regressione rappresentata in tab. 15 sono state utilizzate le variabili riportate nella tab. 14 soprastante. Grazie ai risultati della prima regressione effettuata sul prezzo sono state apportate delle migliorie ai modelli. Inoltre, si è cercato di adattare la scelta delle variabili in modo da controllare l'effetto dell'etnia sul prezzo.

Il primo modello tiene conto di tutte quelle variabili raccolte dal profilo dell'host che possono influenzare la decisione di pernottamento del guest. Per esempio, si è ritenuto che un host rientrante nella categoria "superhost" possa influenzare positivamente la decisione del guest e quindi ridurre la discriminazione. Stesso ragionamento si può applicare se un host ha il profilo verificato oppure no. In questo caso, dai precedenti studi effettuati su questo argomento, è stato ipotizzato che la presenza sui social dell'host possa influenzare positivamente il prezzo e ridurre il gap discriminatorio. È stata tolta la variabile "host_identity_verified" in quanto ritenuta

ridondante hai fine di quanto detto pocanzi. Inoltre, non sono state considerate rilevanti le variabili “require_guest_phone_verification” e “require_guest_profile_picture” in quanto non sono caratteristiche dell’host ma più richieste da parte dell’host verso guest. Sarebbero variabili interessanti se si cercasse di provare l’esistenza di una discriminazione dell’host verso il guest.

Per il modello 2 non sono state inserite all’interno della regressione le variabili: “aprtement”, “condominium” e “house”. la motivazione è che data la stragrande maggioranza della tipologia appartamento, si perdeva il contributo statistico offerto dal condominio e dalla casa. Inoltre, il numero dei nordafricani francesi possessori di case su Airbnb era statisticamente irrilevante e tra condominio e appartamento non c’è nessuna differenza. Inoltre, è stata abbandonata anche la variabile “badrooms_0” in quanto alloggi attribuibili a nordafricani senza camere da letto ce ne era un numero poco rilevante e comunque la variabile in questione è al di fuori del perimetro di analisi di questa tesi.

Per il modello 3 non sono state appartate modifiche.

Per il modello 4 la variabile “%_di_povertà” è stata raggruppata in 5 macro-categorie: percentuale di povertà inferiore al 10%, percentuale di povertà tra il 10% e il 13%, percentuale di povertà tra il 13% e il 15%, percentuale di povertà tra il 15% e il 20% e percentuale di povertà maggiore del 20%. Di seguito la regressione:

Tabella 9: Regressione delle variabili che possono influenzare positivamente o negativamente il gap di prezzo tra le etnie e quindi ridurre o aumentare il fenomeno di discriminazione

	(1)	(2)	(3)	(4)
Log(price)	**Modello 1**	**Modello 2**	**Modello 3**	**Modello 4**
Etnia nordafricana	-0.0661***	-0.0352***	-0.0178	-0.0196*
	(0.0131)	(0.0107)	(0.0116)	(0.0110)
host_is_superhost	0.168***	0.165***	0.141***	0.129***
	(0.00730)	(0.00527)	(0.00549)	(0.00516)
phone	-0.144***	-0.103***	-0.120***	-0.102***
	(0.0237)	(0.0174)	(0.0198)	(0.0184)
work_email	0.177***	0.109***	0.0758***	0.0649***
	(0.0104)	(0.00768)	(0.00733)	(0.00689)
facebook	-0.120***	-0.0663***	-0.0402***	-0.0315***
	(0.00605)	(0.00468)	(0.00497)	(0.00473)
government_id	0.102***	0.0377***	0.0316***	0.0319***

	(0.00526)	(0.00409)	(0.00437)	(0.00416)
accommodates		0.136***	0.135***	0.132***
		(0.00234)	(0.00245)	(0.00239)
entire_room		0.655***	0.704***	0.676***
		(0.0339)	(0.0385)	(0.0372)
private_room		0.281***	0.333***	0.314***
		(0.0341)	(0.0387)	(0.0375)
bedrooms_1		0.181***	0.182***	0.195***
		(0.00468)	(0.00486)	(0.00469)
bedrooms_2		0.428***	0.421***	0.425***
		(0.00840)	(0.00875)	(0.00834)
bedrooms_3		0.678***	0.649***	0.641***
		(0.0142)	(0.0147)	(0.0140)
bedrooms_4		0.808***	0.713***	0.710***
		(0.0276)	(0.0274)	(0.0262)
bedrooms_5		0.879***	0.787***	0.804***
		(0.0723)	(0.0696)	(0.0648)
number_of_reviews			0.000274***	9.70e-05**
			(3.99e-05)	(3.84e-05)
review_scores_rating			0.00545***	0.00584***
			(0.000496)	(0.000471)
review_scores_accuracy			-0.0199***	-0.00964**
			(0.00416)	(0.00396)
review_scores_cleanliness			0.0711***	0.0634***
			(0.00281)	(0.00266)
review_scores_checkin			-0.0138***	-0.00993***
			(0.00402)	(0.00381)
review_scores_communication			-0.0519***	-0.0411***
			(0.00495)	(0.00468)
review_scores_location			0.140***	0.0734***
			(0.00355)	(0.00344)
review_scores_value			-0.106***	-0.0886***
			(0.00365)	(0.00346)
Percpov < 10				0.260***

				(0.0110)
Percpov < 13				0.0795***
				(0.00879)
Percpov < 20				-0.0969***
				(0.00856)
Percpov > 20				-0.225***
				(0.00894)
Constant	4.535***	3.299***	2.556***	2.889***
	(0.0236)	(0.0380)	(0.0626)	(0.0591)
Observations	63,470	63,364	50,256	50,256
R-squared	0.028	0.439	0.499	0.551

Robust standard errors in parentheses
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Nel primo modello si può notare come tutte le variabili siano statisticamente significative, ovvero siano influenzanti del prezzo. Come ci si aspettava l'etnia influenza negativamente il prezzo, mentre se l'host è un superhost il prezzo aumenta, probabilmente perché su un ospite ha ottenuto un la qualifica di superhost è visto come una persona più affidabile. Positiva anche la presenza sui social, risultato contrario allo studio di Venoo Kakar (2016) in cui i social erano variabili ininfluenti. Anche la variabile "work_email" aumenta il prezzo, probabilmente perché un host con un lavoro stabile è visto come più affidabile.

Nel secondo modello valgono tutte le considerazioni fatte per il precedente modello in quanto le variabili citate rimangono statisticamente significative. Inoltre, come logicamente ci si sarebbe potuti aspettare il prezzo è influenzato positivamente dall'aumentare del numero dei guest ospitabili, dell'aumentare delle camere disponibili e se si può affittare l'intero appartamento o avere una stanza privata.

Nel terzo modello, aggiungendo il gruppo di controllo per le recensioni, la variabile "Etnia nordafricana" risulta essere non significativa. Probabilmente perché introducendo il gruppo di controllo sulle recensioni buona parte della differenza tra le due etnie viene spiegata dalle valutazioni dell'alloggio. Tuttavia, le valutazioni per loro natura sono soggettive e per questo motivo bisogna introdurre un gruppo di controllo oggettivo per la qualità dell'appartamento, riducendo la componente soggettiva delle recensioni.

Nel quarto modello si è introdotto il gruppo di controllo per la qualità dell'appartamento e la variabile "Etnia nordafricana" torna ad essere statisticamente significativa.

Capitolo 8 - Conclusioni

Nel capitolo 7.4, si è analizzato il ruolo della discriminazione come determinante del prezzo su Airbnb. Dal T-test effettuato sulla variabile "price" raggruppata per etnia, è emerso che le medie dei prezzi delle due etnie è differente. La media del prezzo degli host francesi di etnia nordafricana è pari a $102 mentre la media degli host non di etnia nordafricana ammonta a $114, differenza statisticamente significativa. Già di per sé questo risultato dimostra l'esistenza della discriminazione su Airbnb. Tuttavia, qualcuno potrebbe obiettare che la differenza tra le due etnie possa derivare da una differenza non vista degli host. Pur non potendo eliminare completamente questo dubbio, si è mitigato il problema controllando per tutte quelle informazioni che un guest osserva prima di prendere la decisione di pernottare presso un determinato alloggio. Nella tab. 15 si possono osservare i risultati ottenuti. In tutti e quattro i modelli la variabile "Etnia nordafricana" risulta avere un effetto negativo sul prezzo. Tuttavia, nel terzo modello la variabile perde di significatività, ovvero non si può rifiutare l'ipotesi nulla che il coefficiente di "Etnia nordafricana" si diverso da zero. Nel quarto modello, invece, l'etnia torna ad essere significativa. Quindi, si può affermare che esiste una differenza tra i prezzi imposti da un host francese di etnia nordafricana e un host francese ma di etnia non nordafricana. La differenza ammonta a circa il 2%, seppur piccola rimane comunque una prova del fatto che su Airbnb esiste la discriminazione tra host e guest. Risultato che conferma l'ipotesi di partenza ed in linea con quanto scoperto da altri studiosi. Detto questo, dall'analisi dei dati emerge anche che le azioni introdotte da Airbnb per cercare di ridurre il fenomeno della discriminazione risultano essere efficaci. Per esempio, Edelman nel 2014 suggeriva ad Airbnb di evitare che i guest potessero vedere la foto dell'host direttamente dal profilo personale su Airbnb. Questo suggerimento è stato recepito dalla piattaforma di condivisione online, infatti, a meno che non si decida di intraprendere una transazione con un host per un prenotare un alloggio, non si potrà vedere la foto profilo dell'host. La bontà del suggerimento di Edelman la si può osservare dal fatto che la variabile "host_has_profile_pic" raggruppata per etnia non è statisticamente significativa durante il T-test effettuato. Ovvero, gli host di etnia nordafricana si sentono liberi di caricare la foto profilo esattamente come gli host non di etnia nordafricana. Un altro suggerimento di cui si può trovare un'evidenza nell'analisi è stato proposto da Roumeng Cui nel 2018, il quale suggeriva di potenziare il sistema delle recensioni in quanto si è dimostrato che anche una sola recensione non positiva sia in grado di abbattere la discriminazione statistica. Nei risultati della regressione si può notare come quando è stato introdotto il gruppo di controllo delle variabili delle recensioni, la significatività della variabile "Etnia nordafricana" sia crollata

fino a divenire non significativa. Quanto detto non è in contrasto con il fatto che l'etnia torni ad essere statisticamente significativa nel quarto modello, perché probabilmente le recensioni sono riuscite ad abbattere la discriminazione statistica ma non quella taste-based. Sempre riferendosi alla creazione di una reputazione come rimedio contro la discriminazione, Edelman, suggeriva di migliorare la percezione della categoria "superhost". La variabile appena citata si compone di quattro obiettivi che gli ospiti devono raggiungere per potersi definire superhost. Il primo degli obiettivi riguarda l'esperienza maturata, il secondo il tasso di risposta, il terzo in tasso di cancellazione e il quarto la valutazione media complessiva delle recensioni. Il risultato dell'analisi evidenzia che il suggerimento di Edelman è stato ascoltato e che la variabile superhost influenza positivamente il prezzo riducendo la discriminazione. Anche l'utilizzo dei social network è stato un suggerimento di Edelman. Secondo il suo pensiero, utilizzare i social avrebbe potuto ridurre l'influenza della discriminazione sul prezzo in quanto, navigandoli, un guest avrebbe potuto farsi un'idea più precisa di chi fosse la persona con cui avrebbe condiviso l'appartamento, riducendo così l'asimmetria informativa e superando la discriminazione statistica. Tuttavia, utilizzare i social come canale di verifica potrebbe essere un'arma a doppio taglio. Da una parte aiuta a capire la persona che hai di fronte, dall'altra parte utilizzare i social potrebbe comportare l'inserimento di una componente fortemente soggettiva nei confronti dell'host, genando discriminazione. Dai risultati sembrerebbe emergere la seconda ipotesi. Infatti, un host di etnia nordafricana preferisce non identificarsi tramite i social in quanto il T-test effettuato nel capitolo 7.4, mostra una differenza significativa tra le medie. Inoltre, nella regressione i social sono una variabile influenzante negativamente il prezzo, ovvero chi si identifica tramite socia viene penalizzato. Mettendo insieme le due evidenze sembrerebbe che gli host nordafricani evitino di identificarsi tramite social per evitare di essere penalizzati ulteriormente. Tuttavia, potrebbe anche darsi che Facebook, sia visto dagli utenti come un social vecchio e non più molto utilizzato. Potrebbe darsi che social più di moda come Twitter o Instagram possano impattare positivamente il prezzo. Inoltre, si può affermare quasi con certezza che utilizzare un social professionale come LinkedIn potrebbe influenzare positivamente il prezzo e la riduzione della discriminazione; In quanto se già la variabile "work_email" ha le caratteristiche appena citate, LinkedIn dovrebbe essere la sua migliore e naturale evoluzione .

Infine, si conclude con alcune limitazioni all'analisi e spunti per approfondimenti futuri.

Per esempio, si può obiettare che una parte della discriminazione osservata possa essere causata da una differenza nell'offerta degli alloggi di host nordafricani e non. Infatti, nella tab. 11 si può vedere come l'offerta degli alloggi sia differente tra le due etnie. Per esempio, dal T-

test sugli appartamenti di deduce che la media degli host nordafricani aventi un appartamento è maggiore di quella per gli host non di etnia nordafricana. Ancora, c'è una differenza sulla media del numero di camere da letto possedute, ovvero gli host non nordafricani possiedono in mendia appartamenti più grandi. Seppur non si possa escluderlo con certezza, sono convinto che i risultati non siano influenzati da queste differenze e che i risultati siano robusti, avendoli controllati per tutte le variabili osservabili da un guest dal sito di Airbnb.

Altro spunto di riflessione per un'analisi futura sarebbe quello di aumentare il numero delle associazioni tra nomi di host ed etnie. Inoltre, qualora fosse possibile ai nuovi studiosi, sarebbe consigliato controllare statisticamente se le associazioni tra nomi ed etnie siano consistenti, magari assumendo personale temporaneo su Amazon Mechanical Turk.

Concludendo, si vuole lasciare a chi voglia continuare questo lavoro con uno spunto e una considerazione. La scelta dell'etnia nordafricana non è stata casuale. Infatti, non sarebbe sbagliato supporre che le persone provenienti dalle regioni nordafricane, siano per lo più di religione musulmana. Sarebbe interessante provare a chiedere al sito insideairbnb.com lo storico dei dati di anni passati. In particolare, nei mesi prima e dopo gli orribili attenti avvenuti nella città di Parigi. Visto che in questa tesi è già stato provato che la discriminazione verso l'etnia nordafricana esiste, ci si potrebbe chiedere se aumenti dopo un attentato. Grazie.

Ringraziamenti

Bibliografia

Rachel Botsman - Roo Rogers (2010) *What's mine is yours - The rise of collaborative consumption*, HarperBusiness;

Isabelle Roggenkamp (2015) *What's mine is yours but for a price - a model of fair pricing perceptions on willingness to engage in the collaborative economy - the case of Airbnb;*

Koen and Schor Juliet (2017) Putting the sharing economy into perspective, Environmental Innovation and Societal Transitions, 23, 3‑10;

Lindsey B Carfagna - Emilie A Dubois - Connor Fitzmaurice - Monique Y Ouimette - Juliet B Schor - Margaret Willis - Thomas Laidley (2014) *An emerging eco-habitus: The reconfiguration of high cultural capital practices among ethical consumers,* Journal of Consumer Culture

Aaron Smith (2016) *Shared, Collaborative and On Demand: The New Digital Economy,* Pew Research Center;

Bernardi M. (2015) *Un'introduzione alla Sharing* Economy, Ebook della serie Laboratorio Expo KEYWORDS, Fondazione GianGiacomo Feltrinelli;

Samuel Fraiberger - Arun Sundararajan (2015) *Peer-to-Peer Rental Markets in the Sharing Economy*

Hall - Jonathan V. Krueger - Alan B (2016) *An Analysis of the Labor Market for Uber's Driver-Partners in the United States*, ILR Review. May2018, Vol. 71 Issue 3, p705-732. 28p. 7 Charts, 7 Graphs, 1 Map;

Gene Sperling (2018) *How Airbnb Combats Middle Class Income Stagnation*;

Sophie Body-Gendrot (2010) *Police marginality, racial logics and discrimination in the banlieues of France*, Ethnic and Racial Studies, 33:4, 656-674;

Juliet B. Schor (2018) *Does the Sharing Economy Increase Inequality Within the Eighty Percent? Findings from a Qualitative Study of Platform Providers*;

Ryan Calo - Alex Rosenblat (2017) *The Taking Economy: Uber, Information, and Power*, 117 Colum. L. Rev. 1623, https://digitalcommons.law.uw.edu/faculty-articles/47;

John J. Horton - Richard J. Zeckhauser (2016) *Owning, Using and Renting: Some Simple Economics of the "Sharing Economy"*, Working Paper 22029 of NATIONAL BUREAU OF ECONOMIC RESEARCH;

Mingming Chenga - Carmel Foley (2018) *The sharing economy and digital discrimination: The case of Airbnb*, International Journal of Hospitality Management 70 (2018) 95–98, ScienceDirect;

Koen Frenkena - Juliet Schor (2017) *Putting the sharing economy into perspective*, Environmental Innovation and Societal Transitions 23 (2017) 3–10, ScienceDirect;

Roumeng Cui - Jun Li - Dennis J. Zhang (2018) *Reducing Discrimination with Reviews in the Sharing Economy: Evidence from Field Experiments on Airbnb*, SSRN;

Nancy Leong - Aaron Belzer (2017) *The New Public Accommodations: Race Discrimination in the Platform Economy*, University of Denver Sturm College of Law, Legal Research Paper Series, Working Paper No. 17-20;

Yanbo Ge - Christopher R. Knittel - Don MacKenzie - Stephen Zoepf (2016) *Racial and gender discrimination in transportation network companies*, Working Paper 22776, NATIONAL BUREAU OF ECONOMIC RESEARCH

Heather M. Whitney (2018) *The Regulation of Discrimination by Individuals in the Market*, University of Chicago Legal Forum, Volume 17 Article 21;

Jacob Thebault-Spieker - Loren Terveen - Brent Hecht (2015) *Avoiding the South Side and the Suburbs: The Geography of Mobile Crowdsourcing Markets*;

Juliet B. Schor (2015) *The Sharing Economy: Reports from Stage One*, Boston College

Sung-Byung Yanga - Kyungmin Leeb - Hanna Leeb - Chulmo Koob (2019) *In Airbnb we trust: Understanding consumers' trust-attachment building mechanisms in the sharing economy*, International Journal of Hospitality Management 83 (2019) 198–209, ScienceDirect;

Zervas Georgios - Proserpio Davide - Byers John (2016) *The Rise of the Sharing Economy: Estimating the Impact of Airbnb on the Hotel Industry*, Boston U. School of Management Research Paper No. 2013-16;

Chiara Farronato - Andrey Fradkin (2018) *The Welfare Effects Of Peer Entry In The Accommodation Market: The Case Of Airbnb,* Working Paper 24361, NATIONAL BUREAU OF ECONOMIC RESEARCH;

Peter Coles - Michael Egesdal - Ingrid Gould Ellen - Xiaodi Li - Arun Sundararajan (2017) *Airbnb Usage Across New York City Neighborhoods: Geographic Patterns and Regulatory Implications*, Cambridge Handbook of the Law of the Sharing Economy;

Saverio Grillo (2019) *Impatto della Sharing Economy sull'Hotel Industry: il caso AirBnb*, Tesi, Collegio di ingegneria gestionale, Politecnico di Torino;

Francesco Demonte (2019) *Sharing Economy - Il caso di Airbnb e Uber*, Tesi, Collegio di ingegneria gestionale, Politecnico di Torino;

Benjamin G. Edelman - Michael Luca (2014) *Digital Discrimination: The Case of Airbnb.com,* Harvard Business School NOM Unit Working Paper No. 14-054;

Benjamin G. Edelman - Michael Luca - Dan Svirsky (2016) *Racial Discrimination in the Sharing Economy: Evidence from a Field Experiment*, American Economic Journal: Applied Economics;

Venoo Kakar - Julisa Franco - Joel Voelz - Julia Wu (2016) *The Visible Host: Does Race guide Airbnb rental rates in San Francisco?*, San Francisco State University, MPRA Paper No. 78275

Minna J. Kotkin (2019) *Uberizing Discrimination*, Brooklyn Law School Legal Studies, Research Papers, Accepted Paper Series, Research Paper No. 602;

Juliet B. Schor - Mehmet Cansoy (2019) *The Sharing Economy*, in Frederick F. Wherry - Ian Woodward (2019) *The Oxford Handbook of Consumption*, Oxfor University Press;

Baptiste Coulmon - Patrick Simon (2019) *How do immigrants name their children in France?*, Number 565, Population & Societies, Available at www.ined.fr

http://insideairbnb.com/;

https://www.apur.org/dataviz/portraits-metropole-grand-paris-cartes/;

https://insee.fr/fr/accueil;

https://www.ined.fr/.