Politecnico di Torino

Collegio di Ingegneria Gestionale

Corso di Laurea in Ingegneria Gestionale – Percorso Innovazione

A.a. 2022/2023

Sessione di Laurea Marzo 2023

TESI DI LAUREA MAGISTRALE

Effetti della pandemia di Covid-19 sulla customer base di AirBnb

Relatrice:
Prof.ssa Elisabetta Raguseo

Correlatore:
Dott. Francesco Luigi Millone

Candidato:
Luca Drago

Matricola:
S277853

Sommario

1 INTRODUZIONE E OBIETTIVI DEL PROGETTO 2
1.1 Analisi della letteratura 4
1.1.1 Introduzione alla sharing economy: 4
1.1.2 Focus su AIRBNB e il suo Business Model 8
1.1.3 Focus sulla clientela di AIRBNB 10
1.1.4 Gli effetti del Covid-19 sul modello di business di AIRBNB e la sua strategia 12
2 STUDIO DI RICERCA 28
2.1 RACCOLTA DATI 28
2.2 IPOTESI 31
2.3 Strumenti di ricerca utilizzati 34
3 METODI 38
3.1 Elaborazione del Dataset 38
3.2 ANALISI STATISTICA DESCRITTIVA 45
3.3 ANALISI PREDITTIVA MEDIANTE REGRESSIONE 68
3.3.1 Pre-Covid19 69
3.3.2 Post-C19 73
4 RISULTATI 76
5 CONCLUSIONI 83
BIBLIOGRAFIA 84

1 INTRODUZIONE E OBIETTIVI DEL PROGETTO

Il turismo, in termini economici, è tra le industrie più rilevanti al mondo.

In un paese come l'Italia, in virtù delle proprie caratteristiche endogene, questa affermazione trova ancora più fondamento: basti pensare che prima della crisi sanitaria causata dal Covid19 il settore turistico rappresentava il 13,2% dell'intero prodotto interno lordo nazionale, e il 14,9% dell'occupazione totale.

Il mercato del turismo è molto variegato in termini di stakeholder coinvolti, ma senza dubbio possiamo individuare nelle piattaforme digitali il fenomeno più dirompente e capace di cambiare il paradigma dell'intero settore.

Per piattaforma digitale si intende una infrastruttura in grado di stabilire interconnessione tra sistemi diversi ed esporli agli utenti attraverso interfacce semplificate ed integrate (portali), comunemente una app o un sito web.

Delle molte aziende che si occupano di turismo nell'ambito della sharing economy, Airbnb è una delle più note, anche nel nostro Paese, con un impatto stimato di oltre 6 miliardi di Euro.

All'inizio del 2020 con l'insorgere della crisi sanitaria causata dal virus Sars-Covid19 assistiamo ad un evento drammatico, capace di sconvolgere le vite, cambiare le percezioni e far collassare interi settori ed economie, un vero cigno nero.

L'epidemia di Coronavirus ha avuto un impatto dirompente sul turismo e in particolare su una realtà come Airbnb, che basa non solo il proprio business ma anche i propri valori sull'incontro e la condivisione tra le persone.

Questa tesi di ricerca si divide essenzialmente in due parti principali: inizialmente si cercherà di analizzare i caratteri della customer base di Airbnb, cercando di trovare dei

cluster con comportamenti omogenei. Successivamente il focus si sposterà verso lo studio degli effetti della pandemia sulla customer base individuata.

Questa ricerca analizzerà un Dataset comprendente le prenotazioni verso l'Italia pervenute su AirBnb negli anni 2019, 2020 e 2021. Per rispondere alle ipotesi i ricerca, lo studio in oggetto ricorre all'uso della statistica descrittiva e di analisi predittive mediante regressioni.

La letteratura scientifica esistente si basa, nella maggioranza dei casi, su sondaggi o gruppi di popolazione limitati, mentre le metodologie adoperate per questo lavoro avvalgono dell'analisi empirica di un Dataset rilevante (circa 5 milioni di prenotazioni): i record si riferiscono ad un time range adatto a caratterizzare le differenze nel comportamento degli utenti, pre e post pandemia.

Grazie a una opportuna selezione dei dati e delle variabili di interesse si cercherà di individuare dei macro-trend, scaturiti anche a seguito della pandemia, riguardo le caratteristiche dei viaggiatori, oltre che eventuali differenze riguardo il flusso degli spostamenti verso l'Italia.

Infine, il focus si sposterà sull'analisi dei pernottamenti presso i comuni denominati come "Borghi Italiani", anche in questo caso saranno studiate le differenze significative pre e post pandemia, in termini di viaggiatori e drivers d'interesse.

Questo studio può essere utile ad un operatore del settore per individuare i nuovi trend del turismo e comprendere gli effetti che uno shock esogeno di domanda/offerta può avere sui comportamenti del consumatore, in modo da adattare e rafforzare la propria strategia di business.

1.1 Analisi della letteratura

1.1.1 Introduzione alla sharing economy:

Il termine “sharing economy" comprende modelli di business, piattaforme online e offline e comunità in cui l’utente può condividere beni, servizi e informazioni.

La caratteristica fondamentale è che al centro di questo modello economico non c’è il concetto di possesso, ma di utilizzo.

Questo è il principio alla base della sharing economy e può essere applicato anche ad automobili, media e abitazioni. In molti casi il modello di business delle aziende coinvolte si basa sul possesso dell’infrastruttura tecnologica-informativa necessaria, e della visibilità verso un pubblico il più vasto possibile.

Di seguito i business-model maggiormente diffusi nell’ambito della sharing economy:

1) P2P, ossia peer-to-peer: le aziende mettono a disposizione l’infrastruttura tecnologica attraverso la quale le persone disposte allo scambio o al prestito possono trovarsi
2) B2C, ossia business-to-consumer: le aziende si servono delle nuove possibilità tecnologiche per mettere i loro prodotti a disposizione dei clienti
3) B2B, cioè business-to-business: le aziende possono ad esempio prestare macchine di produzione o servizi ad altre aziende, che risparmiano sui costi di acquisto dei macchinari o sull’assunzione di specialisti.

È proprio nel modello P2P che si identificano le maggiori aziende del settore che saranno citate in seguito, e nel quale si concentrano investimenti ed innovazioni maggiori.

Di seguito un esempio di alcune aziende di grande successo nell'ambito della sharing economy:

1) Airbnb: sharing di unità abitative

La piattaforma online per la prenotazione e l'affitto di alloggi privati, fondata nel 2008, ha aiutato innumerevoli viaggiatori a trovare con facilità un alloggio per i propri spostamenti ludici e lavorativi.

Airbnb, nella sua connotazione iniziale, agisce come puro intermediario nel suo modello sharing economy: gestisce esclusivamente la prenotazione e il pagamento sulla propria piattaforma, senza garantire né l'affidabilità del proprietario né le condizioni dell'appartamento; tuttavia, a seguito del soggiorno, è possibile valutare inquilini e proprietari.

Nel tempo Airbnb ha arricchito la propria offerta di servizi, ad oggi, tramite il servizio proprietario AirCover riesce a garantire la garanzia di prenotazione e di conformità della sistemazione prenotata, oltre ad offrire un supporto H24 per l'utente.

Inoltre, ha affiancato al servizio di sharing abitativo anche quello di prenotazione di varie esperienze promosse da host locali (esplorazione, culinarie, sportive ecc) con il focus sull'autenticità.

Airbnb è inoltre al centro di numerose critiche, specie nelle città più frequentate dai turisti, dove molti appartamenti sono utilizzate al posto di residenze permanenti e adibite solo all'affitto privato, fenomeno che fa crescere vertiginosamente gli affitti.

2) Uber: Sharing di servizi di trasporto

Uber è considerato spesso il simbolo dell'economia collaborativa. L'azienda offre la mediazione del trasporto passeggeri in auto, in modo simile ad una società di taxi, ma con una grande differenza: con Uber sono i privati, con la propria auto, a farsi carico del trasporto.

I passeggeri prenotano un viaggio tramite l'app e una volta effettuato il servizio, le

spese di trasporto vengono automaticamente addebitate sul conto connesso all'app. Inoltre, conducente e passeggero possono valutarsi reciprocamente.

3) Depop: Sharing di beni

Depop offre agli utenti la possibilità di acquistare, vendere o scambiare abiti di seconda mano attraverso un'app iOS o Android. Prima dell'acquisto è possibile contattare privatamente il venditore dell'articolo; condizione necessaria per l'utilizzo del servizio è possedere un account Paypal, mentre per l'acquisto basta una carta di pagamento. Per ogni transazione c'è una commissione del 10% che va alla piattaforma.

Come tutti i modelli innovativi, anche la sharing economy presenta vantaggi e svantaggi, che saranno analizzati nel dettaglio durante la revisione della letteratura scientifica:

Principali vantaggi per l'utente:

- accessibilità, ossia un'elevata facilità di utilizzo
- prezzi, spesso inferiori rispetto a quelli di concorrenti già consolidati
- sostenibilità ambientale
- opportunità di guadagno

Principali vantaggi per le aziende coinvolte:

- nuovi modelli di business: la sharing economy ha il vantaggio di aprire nuovi campi economici e di raggiungere clienti finali che prima non erano entusiasti dell'offerta dell'azienda
- Tecnologie efficienti: attraverso la mediazione di beni, servizi o informazioni tramite app, è possibile risparmiare sui costi del personale o di utilizzo dei locali commerciali
- Accesso ai dati utente: tramite l'interazione online dei clienti le aziende sono in grado di raccogliere molti dati preziosi sugli utenti della piattaforma.

Principali svantaggi per l'utente:

- privacy: mentre la raccolta di dati è utile e redditizia per le imprese, gli utenti devono essere consapevoli del fatto che vengono memorizzate molte informazioni su di loro. Si tratta in parte di preferenze per alcuni prodotti, ma in alcuni casi anche di profili di movimento dettagliati
- Mancanza di garanzia: la maggior parte delle piattaforme di economia collaborativa agisce solo in qualità di intermediario, ma non garantisce la qualità dei beni o servizi offerti. Di conseguenza gli utenti devono affidarsi interamente alle valutazioni degli altri utenti
- Commercializzazione: molte piattaforme di economia collaborativa sono accusate di aver originariamente convertito i servizi gratuiti in un modello a pagamento.

Principali svantaggi per le aziende, soprattutto dovuti alla competizione con altre aziende:

- Estromissione delle industrie consolidate: attraverso la mediazione di fornitori privati più economici, le piattaforme di sharing economy tolgono numerosi clienti alle industrie consolidate
- Meno vendite: i prodotti usati vengono rivenduti, altri oggetti condivisi con la comunità, e perciò il consumo di nuovi beni si riduce
- Desideri dei clienti cambiati: poiché le merci vengono utilizzate più a lungo e più intensamente, anche l'idea di un buon prodotto cambia. I clienti desiderano sempre più spesso prodotti che durano a lungo e che siano facili da riparare. I prodotti usa e getta perdono, di conseguenza, la loro attrattiva e le industrie manifatturiere devono adattarsi di conseguenza alle nuove idee degli acquirenti
- Normativa e incertezza: la mancanza di regolamentazione della sharing economy presenta anche alcuni svantaggi per i fornitori in termini di diritto del lavoro. Ad esempio, gli autisti dei servizi di trasporto non sono assunti a tempo indeterminato, ma spesso inquadrati come liberi professionisti o come lavoratori autonomi. Per questo motivo essi non sono soggetti ad alcuna

regolamentazione del salario minimo o protezione contro il licenziamento.

1.1.2 Focus su AIRBNB e il suo Business Model

Airbnb è nata da due coinquilini, Brian Chesky e Joe Gebbia, che avevano difficoltà a pagare l'affitto. In quel periodo si stava svolgendo una conferenza sul design industriale a San Francisco e tutti gli hotel erano al completo: raccolsero quindi tre materassi ad aria e offrirono letti e colazione ai designer in cerca di una stanza per la conferenza nella propria abitazione.

Per pubblicizzare la loro iniziativa, hanno creato un sito web: airbedandbreakfast.com.

In seguito, con l'aiuto di Nathan Blecharczyk, ex compagno di casa di Gebbia e laureato in informatica, costruirono una piattaforma più completa per la condivisione di case tra gli utenti. Il sito era pronto nel 2008, quando Denver stava per ospitare la Convenzione nazionale democratica.

Credendo nell'idea, i fondatori volevano raccogliere fondi per la nuova società, in vista delle elezioni americane, crearono delle scatole di cereali personalizzate di Obama-O's e Cap'n Mccain's e riuscirono a raccogliere 30.000 dollari.

In ogni caso, all'epoca i venture capitalists iniziarono a notare e a investire nella startup.

Nel marzo 2009, l'azienda cambiò nome nell'attuale Airbnb. Non ci volle molto perché l'azienda crescesse esponenzialmente. Nel 2014, la startup ha aggiunto alla piattaforma Airbnb Experiences, dove le persone possono organizzare tour, visite turistiche, cucinare, mangiare, seguire corsi e svolgere altre attività.

Riguardo a chi possiste oggi la società, I tre co-fondatori di Airbnb, proprietari dell'azienda, sono ancora oggi in carica. Brian Chesky è il CEO, Joe Gebbia è il CPO e il terzo co-fondatore, Nathan Blecharczyk, ricopre il ruolo di CSO.

Dalla sua IPO nel 2020, fondi come Vanguard Group, FMR LLC, Capital Research Global Investors e Blackrock Inc. hanno investito nell'azienda. I singoli azionisti della società detengono circa l'11,28% delle sue azioni, mentre i detentori di fondi comuni di investimento hanno circa il 35,69% delle azioni della società. Sebbene i singoli detengano un numero inferiore di azioni della società rispetto ai detentori istituzionali, essi hanno comunque un'influenza significativa sulle decisioni della società.

L'analisi del business model ci permette di avere molte informazioni sul ruolo dei diversi attori coinvolti, e capire meglio le componenti di costi/ricavi che concorrono al risultato operativo dell'azienda.

Ricavi

- Commissione dagli host: questa varia dal 3 al 5% dell'importo richiesto per l'affitto. Gli host possono inserire in piattaforma le loro proprietà gratuitamente, e con ogni prenotazione, Airbnb deduce la sua commissione.

  Per gli host che offrono esperienze (eventi e attività), la commissione è del 20%.

- Commissioni dagli ospiti: Airbnb addebita dallo 0% al 20% dell'importo della prenotazione come spese di transazione. Anche questa commissione viene imposta con ogni prenotazione e varia a seconda della zona e dei soggetti coinvolti.

Costi

- La struttura dei costi di Airbnb include investimenti in tutte le sue attività e risorse chiave, così come i suoi canali, che sono: manutenzione e sviluppo del software, marketing, stipendi, acquisizione di clienti, assicurazione, commissioni sui pagamenti, costi legali e amministrativi.

Cercando di schematizzare un possibile flusso di funzionamento della piattaforma, individuiamo i seguenti macro-step:

1. Gli host includono nell'app Airbnb tutte le informazioni sullo spazio che stanno mettendo in affitto, compreso il prezzo richiesto.
2. Il viaggiatore accede all'app, cerca una proprietà con le caratteristiche e la fascia di prezzo di cui ha bisogno.
3. Il viaggiatore prenota, tramite la piattaforma digitale, senza dover contattare l'host.
4. Il viaggiatore effettua il pagamento ad Airbnb, comprese le spese di transazione.
5. L'host deve confermare l'intenzione a proseguire con la prenotazione.
6. Quando tutto è a posto, il viaggiatore soggiorna nello spazio affittato e Airbnb paga l'affitto all'host, detraendo la sua commissionne.
7. Infine, sia l'host che il viaggiatore possono valutare l'esperienza e scrivere recensioni su di essa.

1.1.3 Focus sulla clientela di AIRBNB

Airbnb è un esempio di two-sided market nel settore dell'ospitalità. Il sito web funge da intermediario tra gli host che offrono sistemazioni e i viaggiatori che cercano alloggi temporanei. Airbnb crea valore per entrambi i lati del mercato: gli host possono monetizzare i loro spazi extra, mentre i viaggiatori possono trovare sistemazioni a prezzi convenienti e sperimentare una nuova cultura. Per avere successo, Airbnb deve garantire la qualità e la sicurezza delle sistemazioni, mantenere un equilibrio tra la domanda e l'offerta, e fornire un'esperienza utente fluida e affidabile.

Hosts: sono definite come Host le persone che hanno spazi disponibili per l'affitto e vogliono guadagnare da questi. Nell'app, possono includere le loro proprietà a certe condizioni, come il periodo disponibile, gli orari di check-in e out, e altre regole. Potranno anche accettare o rifiutare le prenotazioni richieste e valutare i viaggiatori in seguito.

Ospiti: le persone che stanno cercando un posto dove alloggiare. Possono cercare per

posizione, tipo di proprietà, prezzo, e altri filtri che l'app offre. La prenotazione e il pagamento viene fatta attraverso la piattaforma.

L'intero rapporto con i clienti di Airbnb si basa su un alto livello di fiducia nelle transazioni effettuate attraverso il marketplace. Airbnb lavora e investe molto per evitare i conflitti, gestire il cattivo comportamento e i rischi, garantire la protezione dei dati e delle informazioni private, e offrire supporto per rispondere alle domande e risolvere i problemi.

I suoi maggiori strumenti di relazione con i clienti sono la piattaforma stessa, rendendola il più user-friendly possibile, le raccomandazioni personalizzate dell'app e il supporto del servizio clienti, disponibile 24/7.

I suoi canali principali sono il sito web e l'app stessa. Inoltre, l'azienda usa i social media, il marketing digitale, il modello di affiliazione e, naturalmente, beneficia sostanzialmente del passaparola.

La value proposition di Airbnb è diversa per ogni segmento, come spesso accade in mercati definiti "Two side Market".

Vantaggi per gli Host: essere in grado di guadagnare adeguatamente attraverso la piattaforma. Ci sono altri vantaggi quali farlo in modo comodo e sicuro, con un controllo totale sulle prenotazioni e persino con un'assicurazione contro danni e incidenti.

C'è anche il vantaggio di poter controllare il profilo di chi sta richiedendo una prenotazione e persino di rifiutare l'offerta.

Vantaggi per gli ospiti: risparmiare sull'affitto oltre alla comodità di poter scegliere un posto secondo tutte le proprie preferenze, solo con l'aiuto di un dispositivo e senza dover negoziare con nessuno.

Inoltre, il viaggiatore può anche controllare il profilo del proprietario e, in alcuni casi, scambiare esperienze con lui durante il soggiorno. E, infine, si ha la sicurezza del pagamento, intermediato da Airbnb.

1.1.4 Gli effetti del Covid-19 sul modello di business di AIRBNB e la sua strategia

Con la pandemia Covid-19 iniziata nel 2020, la società ha dovuto affrontare una grande crisi economica, problematiche sociali e di salute pubblica, mettendo in discussione i modelli di business delle imprese fino ad oggi adottati. In un contesto di pandemia mondiale, le imprese devono prendere decisioni cruciali: ridimensionare o abbandonare il business o trovare un modo per adattare la loro attività commerciale.

Uno dei settori che ha risentito maggiormente della crisi pandemica è stato il settore turistico per via delle notevoli restrizioni di viaggio imposte dal Governo *(Krouk e Almeida, 2020).* L'Organizzazione Mondiale del Turismo ha stimato che i ricavi del turismo sarebbero diminuiti da $ 910 miliardi a $ 1,2 trilioni nel 2020, mettendo a rischio tra i 100 e 120 milioni di posti di lavoro nel turismo *(UNWTO, 2020).*

Risulta pertanto fondamentale, come affermano gli autori Almeida e Harris, trovare modi alternativi e a volte creativi per sopravvivere a nuove situazioni come quella del Covid-19.

Flessibilità e agilità sono le due parole chiave per potersi adattare ad un contesto in continua evoluzione e mitigare gli effetti negativi *(Ugur e Albiyik, 2020).*

L'emergere e il rapido sviluppo delle tecnologie ha trasformato la natura del settore dell'ospitalità più che mai; Internet ha stabilito un efficace mezzo di condivisione per i fornitori che possiedono le risorse, e per gli utenti che hanno bisogno solo di usufruire di determinati alloggi senza esserne proprietari *(Matzner, 2015).* Questo nuovo modello economico, definito come modello di business sharing economy, offre la

possibilità di trasferire il diritto temporaneo di utilizzo delle risorse inattive dai fornitori ai richiedenti, migliorare l'efficienza delle risorse esistenti, e quindi promuovere la sostenibilità e lo sviluppo dell'economia sociale *(Liao et al., 2017).*

Le piattaforme di economia condivisa sono molto vaste, ma alcune piattaforme si distinguono per il loro successo e il modo in cui hanno cambiato il paradigma del consumo di determinati servizi o prodotti. Un esempio ne è prorpio Airbnb, una delle piattaforme più conosciute che ha cambiato il paradigma nel settore ricettivo. Tuttavia, è stata anche una delle piattaforme più colpite dal Covid-19, i cui effetti sono stati quelli di un impatto diretto sulla riduzione dei ricavi e sulla perdita di posti di lavoro *(Krouk e Almeida, 2020).*

Dal 2008 (anno della sua fondazione) in poi, Airbnb è diventato uno dei più grandi fornitori di alloggi online. L'azienda ha guadagnato l'attenzione del pubblico e degli studiosi per i suoi effetti dirompenti sull'ospitalità, sui mercati immobiliari e sulla tassazione e normativa degli alloggi sui consumatori *(Guttentag, 2013).* Infatti, Airbnb può essere utilizzato da turisti, viaggiatori e professionisti e permette l'affitto di un immobile senza troppa burocrazia in modo semplice e con minori *costi (Guttentag et al., 2018; Steward, 2019).* Tale piattaforma, operando su scala globale, ha sperimentato un'enorme crescita negli ultimi anni, consentendole di affrontare e competere direttamente con le compagnie alberghiere e di trasporto più convenzionali, mostrandosi nella maggior parte dei casi, più efficace dei concorrenti tradizionali, dal punto di vista dei prezzi più economici ed attraenti per il consumatore *(Penn & Wihbey, 2016; Hoffman, 2020).* Attualmente, Airbnb opera in più di 100.000 città in 220 paesi che forniscono alloggi temporanei ai viaggiatori *(Airbnb, 2020).* A parte l'offerta di servizi quasi simili agli hotel convenzionali, Airbnb è noto per fornire servizi unici ed esperienze autentiche del cliente che fanno sentire i loro ospiti "a casa lontano da casa" che non può essere vissuto in un hotel tradizionale *(Zhu et al., 2019).* Uno dei tanti vantaggi di Airbnb è quello di offrire camere o case in tutto il mondo, il che significa che i consumatori possono sperimentare viaggi ad ampio raggio attraverso questa società *(Lee e Kim, 2018).* Alcuni visitatori hanno affermato che le piattaforme

online sono facili da usare, perché offrono un facile confronto di alloggi e prezzi e un rapido accesso alle informazioni pertinenti *(Stors e Kagermeier, 2015).* Per altri, invece, il più grande vantaggio è il contatto diretto con l'ospite perché gli ospiti saranno in grado di ottenere consigli utili dal padrone di casa, come, ad esempio, i luoghi che ritiene più interessanti, brevi conversazioni sulla città e informazioni su negozi, ristoranti e bar *(Stors e Kagermeier, 2015)*. Airbnb consente di risparmiare denaro e di far visitare destinazioni che altrimenti i visitatori non sarebbero in grado di permettersi.

Le abitudini dei consumatori tendono a cambiare spesso nel corso degli anni e tali cambiamenti sono dovuti principalmente dall'emergere di nuove applicazioni online messe a disposizione dei consumatori. In questo senso, il settore turistico risulta avvantaggiato rispetto agli altri settori, poiché è uno dei settori dove queste trasformazioni sono diventate più visibili *(Krouk e Almeida, 2020).* Diversi autori hanno sottolineato l'importanza delle nuove tecnologie digitali, sostenendo che il loro maggiore utilizzo consente di creare sfide e nuove opportunità per il settore turistico in quanto, attraverso internet, i turisti risulteranno più coinvolti e informati *(Batinic, 2013; Hughes & Moscardo, 2019; e Madhukar & Sharma, 2019).* Altri autori come Lammi e Pantzar ritengono che internet permette di condividere le esperienze vissute dagli utenti, affinché la società stessa sia sempre in grado di migliorare il proprio servizio *(Lammi e Pantzar, 2019).*

Come tutte le società, anche Airbnb ha sentito questa crisi come la più dolorosa della sua vita *(Airbnb, 2020).*

Il principale fattore che ha permesso di far crescere il consumo collaborativo e l'economia condivisa è stato sicuramente il progresso tecnologico. Tuttavia, alcuni autori quali Paulauskaite et al. ritengono che questo non sia l'unico fattore determinante. Essi sostengono che l'economia condivisa e il consumo collaborativo influenzano sia il modo in cui le persone sperimentano e consumano che il modo di produrre prodotti turistici *(Paulauskaite et al., 2017).* Infatti, le transazioni tra i consumatori hanno aperto una maggiore possibilità per i turisti di vivere un'esperienza più autentica e di sentire la comodità nonostante si stia fuori casa, esperienza che

difficilmente può essere acquisita nel turismo in un'industria tradizionale *(Pung et al., 2020).* L'economia condivisa ha permesso ai viaggiatori di organizzare i propri viaggi in modi nuovi: possono prenotare una stanza tramite Airbnb, viaggiano con un'auto prenotata su Uber, mangiano cibo preparato dalla gente del posto con EatWith e si spostano in città con una bici condivisa, il tutto a un prezzo inferiore a quello pagherebbero convenzionalmente *(Heo, 2016).*

Analizzando lo stato dell'arte della letteratura scientifica sul tema degli effetti del Covid-19 sulla sostenibilità del modello di business di Airbnb, troviamo come sia stata adottata la metodologia/ricerca qualitativa. Mediante questo tipo di ricerca, si cerca di comprendere un fenomeno in base alla sua osservazione e contestualizzazione. I fenomeni vengono, perciò, studiati e interpretati secondo la prospettiva dei partecipanti della situazione studiata *(Yin, 2015).*

Per le sfide poste dal Covid-19, la metodologia qualitativa è indicata per cercare di comprendere un fenomeno con limiti mal definiti e ai cui impatti è necessario accedere da molteplici prospettive *(Krouk e Almeida, 2020).*

La metodologia adottata è stata organizzata in tre fasi: 1) la fase contestuale; 2) la fase di progettazione e 3) la fase di analisi. Nella fase contestuale, l'obiettivo è quello di contestualizzare l'impatto del Covid-19 sul modello di business di Airbnb. Nella fase di progettazione vengono presentati i metodi di ricerca che supportano questi studi, le fonti di informazione, il processo di raccolta e interpretazione dei dati. Infine, nella fase di analisi vengono presentate le teorie a supporto della futura evoluzione di Airbnb considerando l'impatto del Covid-19 sulle attività aziendali e le nuove tendenze sociali e i comportamenti dei consumatori derivanti dalla pandemia *(Krouk e Almeida, 2020).*

I risultati ottenuti da questa indagine hanno evidenziato che Airbnb ha perso in poche settimane il 25% della sua forza lavoro, ovvero circa 1.900 persone e sono stati imposti tagli significativi all'area marketing e ad altri settori *(Syed, 2020).* A causa del Covid-19, da più di tre mesi in molte città il tasso di occupazione degli immobili era

pari a zero.

Airbnb ha deciso di adottare una politica di rimborso completo per gli ospiti all'inizio della crisi pandemica. Tuttavia, molti ospiti hanno cancellato le loro prenotazioni per ricevere un rimborso completo, anche se la loro cancellazione non era correlata alla pandemia. Di conseguenza, molti host non riuscivano ad ottenere entrate e si sentivano abbandonati da Airbnb *(George et al., 2020).*

Airbnb ha raccolto un fondo pari a $ 250 milioni per sostenere le cancellazioni causate dalla pandemia ai Membri del club Superhost, ossia quegli host con migliore performance ai quali Airbnb attribuisce maggiore visibilità, potenziale di guadagno e premi esclusivi. Tuttavia, per poter attuare ciò, Airbnb ha dovuto licenziare circa un quarto dei suoi dipendenti *(Hu & Lee, 2020).*

Airbnb aveva consigliato agli host di adottare una politica di cancellazione flessibile in modo da aumentare la fiducia dei clienti nel mercato, e di rendere disponibile il proprio calendario per soggiorni più lunghi con sconti mensili per dare agli host maggiori prevedibilità della domanda di mercato *(Krouk e Almeida, 2020).* Altre iniziative più innovative di Airbnb sono state quelle di offrire esperienze online uniche sulle culture e le tradizioni di ogni regione, come corsi di cucina o meditazioni guidate, il cui obiettivo era quello di fornire un'esperienza di intrattenimento unica al turista senza dover uscire di casa, ma che gli permettesse di conoscere l'ambiente ludico, sociale e il contesto storico di ogni luogo *(Krouk e Almeida, 2020).* I risultati hanno evidenziato anche che la prenotazione su Airbnb viene considerata una prenotazione e sistemazione più sicura per il turista: gli appartamenti, a differenza degli hotel, consentono al cliente di farlo sentire completamente al sicuro *(Krouk e Almeida, 2020).* Mediante uno studio condotto nel 2020 da Cheng et al. è stato dimostrato che i viaggiatori si sentono più al sicuro in condomini privati piuttosto che in un resort alberghiero *(AFP, 2020)*. Infatti, ci si aspetta che le persone tendano a cercare un alloggio più vicino a casa, più sicuro e più conveniente. Tuttavia, ciò non vuol dire che intere case siano il tipo perfetto di sistemazione per tutti i clienti (Krouk e Almeida, 2020).

In sintesi, per fronteggiare la crisi pandemica, Airbnb ha adottato diverse misure a breve termine relative alla politica di cancellazione, alla sicurezza e pulizia, alle prenotazioni a lungo termine e alle esperienze esperienze (Krouk e Almeida, 2020).

La pandemia Covid-19 ha avuto quindi un profondo impatto economico e sociale in tutto il mondo. Il distanziamento sociale e i blocchi della maggior parte delle attività economiche (compreso il settore dei servizi turistici) hanno determinato un freno allo sviluppo economico *(Gyódi, 2021).*

Secondo Eurocontrol, il numero dei voli è diminuito dell'88% ad aprile rispetto allo scorso anno (Eurocontrol, 2020). Anche il turismo ha subito una battuta d'arresto più completa in Europa: l'occupazione negli hotel è diminuita dell'85% ad aprile anno dopo anno, nonostante i significativi cali dei prezzi degli hotel (STR, 2020). Lo stesso è avvenuto sia al tradizionale settore alberghiero che al mercato degli affitti di case a breve termine, nei quali i tassi di occupazione di Airbnb sono scesi al di sotto dei livelli del 2019 (AirDNA, 2020). Ovviamente senza viaggi internazionali, né gli hotel tradizionali né gli host di Airbnb potranno operare come prima.

L'impatto della pandemia Covid-19 sul settore turistico ha comportato la messa in pratica di strategie da parte degli host di Airbnb per far fronte a tale crisi. I risultati sostengono che l'offerta di Airbnb è più flessibile rispetto alle offerte degli hotel: l'analisi dei prezzi ha mostrato che le tariffe di Airbnb sono diminuite in modo più moderato rispetto ai prezzi degli hotel.

Infatti, vi sono differenze significative tra gli hotel tradizionali e gli alloggi a breve termine a disposizione tramite Airbnb: gli annunci su Airbnb si basano sul patrimonio immobiliare, nel senso che chiunque può prestare servizi con disponibilità di proprietà, con prezzi più vantaggiosi rispetto a quelli offerti dagli hotel.

Gli hotel devono pagare alti costi di ingresso che includono la costruzione dell'hotel e l'assunzione del personale. Pertanto, a differenza degli host Airbnb, gli hotel hanno una capacità fissa che non può essere ampliata durante i periodi di alta domanda e che viene offerta agli ospiti anche durante i periodi non di punta (Gyódi, 2021). Questo

significa che l'offerta di Airbnb è più flessibile e può reagire meglio alle fluttuazioni della domanda (Einav et al., 2016). Zervas e altri autori hanno anche rilevato che l'offerta di annunci Airbnb aumenta durante periodi di forte domanda (Zervas et al., 2017).

Nello specifico, verranno analizzate le diverse strategie degli host di Airbnb per far fronte alla crisi pandemica. Per fare ciò, risulta opportuno evidenziare le principali differenze tra un tradizionale hotel e Airbnb (Sutherland e Jarrahi, 2018).

In base alle loro caratteristiche economiche, ci aspettiamo differenze significative tra la reazione del settore alberghiero tradizionale e gli host di Airbnb alla pandemia: per esempio, ci si può aspettare che una quota significativa degli host di Airbnb sia sospesa, mentre gli hotel hanno continuato a offrire camere nell'ambito delle restrizioni governative. Ci si aspetta anche che l'impatto della pandemia sia stato maggiore sui prezzi degli hotel rispetto al caso di Airbnb perché, mentre gli host di Airbnb possono decidere di guadagnare in altri modi durante i periodi di bassa domanda, gli hotel sono costretti a offrire sconti per attirare gli ospiti *(Gyódi, 2021).*

Gli host di Airbnb durante la pandemia hanno attuato diverse strategie per ridurre al minimo gli impatti negativi del Covid-19. Per esempio, per continuare ad attirare viaggiatori, hanno adottato dei termini di cancellazione più flessibili: se i consumatori sanno che possono cancellare facilmente la prenotazione in caso di bisogno, saranno maggiormente propensi ed invogliati a prenotare con maggiore tranquillità; sono stati consentiti soggiorni prolungati e sconti settimanali o mensili per aumentare le prenotazioni per soggiorni prolungati, attraendo in questo modo più ospiti. Infine, sono state previste delle prenotazioni più flessyhgibili, ovvero gli host offrono un rimborso ai propri ospiti nel caso in cui gli stessi si trovino costretti a cancellare la prenotazione a causa dei disagi generati dal coronavirus; l'aggiunta di appositi filtri che consentissero ai consumatori di trovare velocemente e con più facilità gli alloggi che offrono termini di cancellazione flessibili (Gyódi, 2021).

Al fine di valutare l'impatto della pandemia sul settore alberghiero, sono stati reperiti i

dati degli hotel e analizzate le variazioni tra il periodo della pandemia e quello prima per tariffa media giornaliera e ricavi per camere disponibili. Mentre i dati sugli hotel consentono di calcolare le variazioni delle variabili di performance, l'analisi dei dati di Airbnb sul web è risultata più impegnativa perché il numero di prenotazioni è sconosciuto e l'identificazione degli annunci prenotati è impreciso. Per questo motivo, è stato preso in analisi un dataset di osservazioni mensili su ogni annuncio, mediante il quale è stato possibile esplorare in maniera approfondita i cambiamenti negli alloggi disponibili su Airbnb (Gyódi, 2021). Alcuni studi che esaminano il rapporto tra Airbnb e gli hotel sono stati quelli di Zervas e altri (Zervas et al., 2017). Gli autori hanno mostrato che l'offerta di Airbnb reagisce in modo flessibile alla domanda, diminuendo il potere di determinazione dei prezzi degli hotel (Gyódi, 2021).

Il settore alberghiero stava gradualmente crescendo prima della pandemia, con circa il 2% di incremento annuo dell'offerta. Con l'impatto dei lockdown, le disponibilità di camere d'albergo sono diminuite del 40% rispetto al 2019. La domanda ha iniziato a diminuire già a febbraio. Entro marzo, la domanda è diminuita in tutte le città di almeno il 50% rispetto allo scorso anno (la maggior parte a Milano e Venezia), toccando ad aprile livelli inferiori del 90%. Mentre la stragrande maggioranza degli hotel sono tornati in attività entro l'estate, la domanda non ha seguito questo trend: in media sono state vendute il 70% di camere in meno (Gyódi, 2021). Il settore alberghiero ha subito una completa battuta d'arresto ad aprile, con ricavi in calo di oltre il 90% in tutte le città analizzate quali Amsterdam, Barcellona, Berlino, Lisbona, Milano, Parigi, Venezia e Vienna. I ricavi sono rimasti di più del 70% in meno anche durante l'estate. La situazione del settore alberghiero è diventata drammatica da aprile in tutte le città, praticamente senza richiesta di servizi di ospitalità. Gli alberghi sono stati costretti a tagliare l'offerta e ridurre notevolmente i prezzi (Gyódi, 2021).

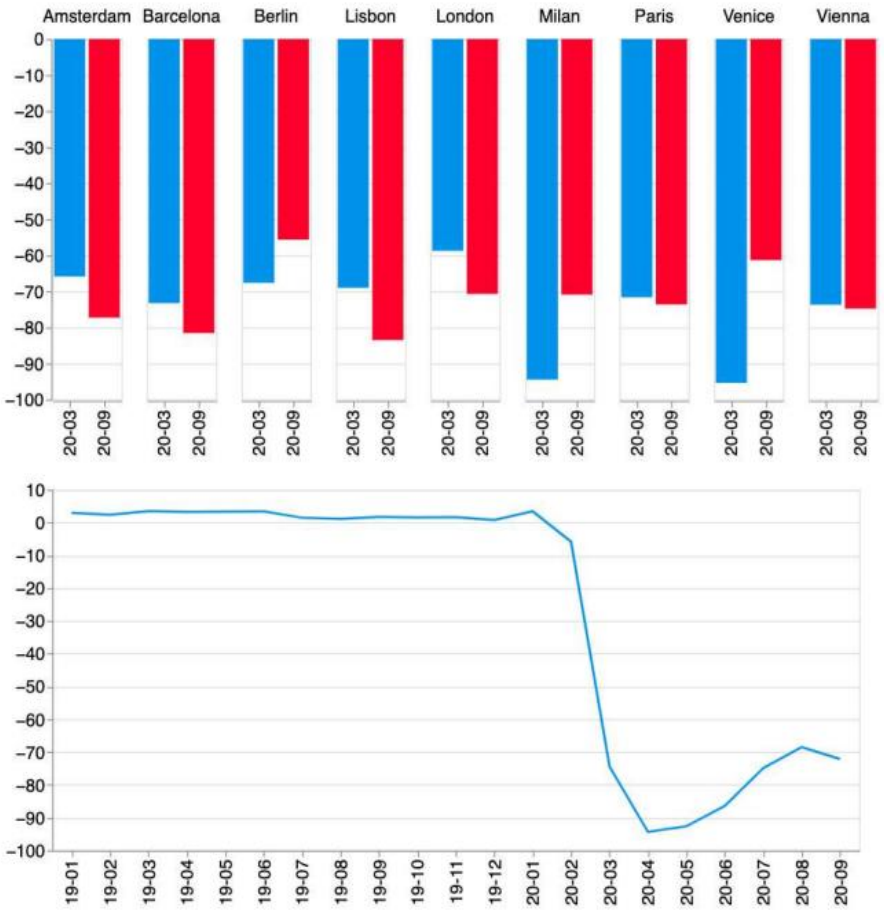


Figure 1.1 La domanda di alloggi negli hotel nelle diverse città analizzate. Fonte: Gyódi, K. (2021), "Airbnb and hotels during Covid-19: different strategies to survive". Dati da STR.

Airbnb ha intrapreso un percorso di crescita dinamico con un numero crescente di annunci attivi prima della pandemia. Anche a marzo 2020 nelle città analizzate era disponibile in media l'8% di offerte attive in più, mentre un leggero calo si è verificato a Milano e Venezia. La più grande caduta si è verificata a Lisbona, Londra e Amsterdam. L'unica città in cui le dimensioni del mercato non sono diminuite rispetto all'anno precedente era Parigi (Gyódi, 2021).

Prima della pandemia, le inserzioni attive ricevevano 1,4 - 2,3 recensioni al mese. Nel mese di marzo, questo valore è sceso a 1,17, mentre a maggio non ci sono state praticamente recensioni.

A metà estate è apparso un temporaneo aumento dei viaggi, poiché il numero delle nuove recensioni è nuovamente aumentato, anche se a un livello intorno al 50% in meno rispetto al 2019 (1,14 a settembre 2020 vs 2,07 a settembre 2019). A differenza degli hotel, gli host di Airbnb non hanno diminuito immediatamente i prezzi: le tariffe degli alloggi di Airbnb erano stati al di sopra dei livelli del 2019 fino all'estate. A settembre, invece, i prezzi di Airbnb erano scesi in media di circa il 9%. Nello specifico, i prezzi sono diminuiti di più a Barcellona per oltre il 25%, mentre sono rimasti invariati al livello del 2019 a Berlino. Gli host di Airbnb hanno dovuto quindi affrontare lo stesso crollo della domanda degli hotel. In generale, la variazione di prezzo è stata significativamente inferiore rispetto al caso degli hotel (Gyódi, 2021).

Sempre per quanto attiene i prezzi di Airbnb, rispetto a Parigi, la maggior parte delle città sono notevolmente più economiche: Berlino è la più economica, con prezzi in media inferiori del 33%; solo Amsterdam è più costosa del 58% (Gyódi, 2021).

Vi sono state quindi alcune differenze significative tra il settore alberghiero e Airbnb. Mentre gli hotel sono stati inizialmente costretti a chiudere a causa delle restrizioni e a riaprire durante l'estate, riducendo progressivamente i prezzi durante la pandemia che sono rimasti inferiori del 20-40% anche nel periodo di punta estiva (tendenza che non era visibile solo nel caso di hotel particolarmente economici, ma anche tra gli hotel di lusso), nel caso di Airbnb i numeri e i prezzi degli alloggi erano in calo solo durante i

mesi estivi. Questo ci suggerisce che gli host non erano stati costretti a reagire immediatamente alla pandemia (Gyódi, 2021).

Analisi del cliente, segmentazione e pricing

I ricercatori hanno differenti opinioni circa le motivazioni che spingono gli utenti ad adottare la sharing economy. Ad esempio, Bellotti e altri autori hanno individuato che i motivi per l'utilizzo di piattaforme basate sull'economia della condivisione sono: l'influenza sociale, il valore o la moralità, lo status o il potere, le motivazioni intrinseche, le motivazioni strumentali, la connessione sociale e la sicurezza (Bellotti et al., 2015). Lutz, Hoffman, Bucher & Fieseler indicano invece che i motivi principali sono economici (monetari), morali (comunità, sostenibilità) e socio-edonici (realizzazione di collegamenti) (Lutz, Hoffman, Bucher e Fieseler, 2017). Infine, secondo Quiros e Chankov i motivi principali sono economici, sociali e la libertà di scelta o fiducia. Anche se non c'è consenso sui motivi principali dell'utilizzo dell'economia condivisa, possiamo individuare tre motivazioni principali citate dalla maggior parte degli autori: benefici economici, sociali e ambientali (Quiros e Chankov, 2021).

L'aspetto economico si riferisce alla valutazione dell'offerta da parte del cliente e dei benefici percepiti rispetto al costo monetario per acquisirlo e utilizzarlo (Tussyadiah & Pesonen, 2018). Airbnb appare come un'alternativa a basso costo rispetto agli hotel consolidati, permettendo così agli ospiti di sentire di poter ottenere il miglior posto in cui soggiornare a un prezzo relativamente basso (Alrawadieh et al., 2020).

L'aspetto sociale invece si riferisce al grado in cui le aziende persuadono i loro clienti per costruire interazioni sociali e relazioni tra loro (Tussyadiah & Pesonen, 2015). Infatti, l'aspetto sociale è guidato dal desiderio di un individuo di creare e migliorare l'appartenenza e l'identità sociale all'interno delle comunità locali soggiornando a casa di una persona comune invece che in un hotel.

Gli autori che prediligono motivazioni economiche sottolineano che lo stimolo principale che incoraggia i consumatori a utilizzare i servizi basati sull'economia condivisa è il desiderio di minimizzare i costi (Bardhi & Eckhardt, 2012; Belloti, 2015).

Yang, Gerwe & Silva notano che anche i consumatori sono incoraggiati a scegliere i servizi dell'economia condivisa per la maggiore flessibilità e orari di lavoro personalizzati (Yang, 2018; Gerwe & Silva, 2020).

Anche se le motivazioni economiche siano essenziali, alcuni autori sostengono che anche i fattori sociali e le esperienze personali, possono essere necessarie ai consumatori (Gazzola, Vatamanescu, Andrei, & Marrapodi, 2018). I fattori sociali includono l'aumento della densità di popolazione, la necessità di contatti sociali e la disponibilità ad aiutare gli altri membri della comunità.

Secondo Franssen e altri, gli utenti dell'economia condivisa sono solitamente utenti caratterizzati dalla socialità, ossia utenti che amano incontrare nuove persone e comunicare (Franssen et al., 2017). Si può sostenere che i partecipanti ai modelli basati sull'economia condivisa siano motivati, oltre che da motivi economici e ambientali, anche da motivi sociali. Dalla ricerche, infatti, è emerso che sempre più spesso viaggiare punta a utilizzare i prodotti turistici appositamente offerti per i turisti con lo scopo di conoscere la cultura locale ed essere coinvolti nella vita della comunità locale (Navickas, Petroke e Baciuliene, 2020). Essendo un assortimento di camere, case e appartamenti di proprietà di privati, Airbnb offre un'opportunità ai turisti per interagire con l'ospite e il vicinato (Guttentag, 2015). Tali interazioni offrono ai turisti il piacere di soggiornare in una struttura ricettiva immergendosi nella cultura locale in un'atmosfera rilassata e tranquilla (Guttentag, 2015).

Alcuni autori hanno selezionato un sondaggio tra gli intervistati per studiare quali sono i motivi più frequenti che spingono i consumatori all'utilizzo dell'economia condivisa. Lo studio è stato condotto nel 2020, dall'11 al 23 novembre. Sono stati intervistati 155 consumatori e secondo il sondaggio, per il 32,3% utilizzano principalmente servizi basati sull'economia condivisa per trovare informazioni sui servizi turistici e per il 26,5% per prenotare alloggio. Per il 4,5% è stato osservato che gli intervistati molto raramente ordinano intrattenimento da piattaforme basate sull'economia condivisa. Anche se il 35% degli intervistati ha risposto che non aveva mai sentito il termine di “sharing economy”, dalla seconda domanda del questionario si è visto che solo il 12%

degli intervistati non ha mai utilizzato servizi basati sulla sharing economy (Navickas, Petroke e Baciuliene, 2020).

Secondo i dati, la necessità dei consumatori di utilizzare piattaforme basate sull'economia della condivisione è condizionata da aspettative non soddisfatte durante l'utilizzo o l'analisi di offerte di servizi tradizionali nel settore turistico.

É stata analizzata anche la frequenza di utilizzo della sharing economy da parte dei consumatori nel settore turistico. Si è osservato che i consumatori utilizzano la piattaforma della sharing economy circa 1-2 volte su 5 casi durante la pianificazione di un viaggio.

Mediante l'analisi del segmento dei consumatori dal punto di vista dei fornitori di servizi, si è osservato che le persone di età compresa tra i 18 e i 30 anni di solito preferiscono ottenere servizi da piattaforme di sharing economy. Anche le donne preferiscono ottenere principalmente servizi di condivisione nel settore turistico perché consente loro di ottenere risultati di indipendenza finanziaria e riduce l'esclusione finanziaria (Tussyadiah & Pesonen, 2015).

Rispetto al tradizionale sistema aziendale, il nuovo modello economico (sharing economy) è un'alternativa modalità di consumo che offre più valore a costi inferiori (Botsman & Rogers, 2011). In primo luogo, la maggior parte di queste aziende hanno sistemi operativi unici, in quanto la maggior parte delle transazioni viene effettuata esclusivamente online (Botsman & Rogers, 2010; Koopman et al., 2015). Questa impostazione offre maggiori vantaggi economici sia ai fornitori di servizi che clienti e una migliore accessibilità ai servizi e prodotti (Stephany, 2015). Queste aziende si basano essenzialmente sull'instaurazione di un senso di fiducia tra le persone (Ufford, 2015). Ad esempio, Airbnb consente a host e ospiti di creare fiducia reciproca, assicurando che gli utenti ripongano fiducia nell'affidabilità e nel senso di sicurezza di un fornitore durante la transazione (Ert, Fleischer, & Magen, 2015).

La saggezza convenzionale suggerisce che l'azione di un individuo è influenzata dallo stile persistente di pensare e di sentire (Ganesh, Arnold, & Reynolds, 2000; Lai, 2011;

Olsen, 2007). Di conseguenza, i valori e gli atteggiamenti di un individuo sono considerati stabili precursori di un'intenzione/comportamento (Homer & Kahle, 1988; Kahle, 1980). Per questo motivo alcuni studiosi hanno utilizzato le teorie decisionali convenzionali e modelli per esplorare i fattori che influenzano la scelta dell'alloggio di un ospite (Zhang et al., 2017). Tuttavia, queste teorie e modelli non erano idonei a catturare i fattori psicologici che motivavano gli ospiti a scegliere una struttura ricettiva e che quindi che influenzano l'intenzione degli ospiti di visitare gli alloggi di Airbnb (Wang et al., 2020). Inoltre, resta un dibattito in corso sui criteri di scelta dell'alloggio da parte dei clienti nel contesto di Airbnb perché alcuni studiosi ritengono che il prezzo sia il criterio più importante per molti ospiti di Airbnb, mentre altri sostengono che sia l'autentica esperienza del cliente che attira gli ospiti verso gli alloggi Airbnb (Guttentag et al., 2017).

Airbnb si è posizionata come un'importante azienda di ospitalità che collega le persone con strutture ricettive inimitabili, offrendo allo stesso tempo una contentezza imprevista (Tajeddini et al., 2021). Come sottolineano Tussyadiah e Pesonen, i turisti usano il loro alloggio per soddisfare “il desiderio di relazioni sociali con la comunità locale” (Tussyadiah e Pesonen, 2015).

Le strutture ricettive di Airbnb stanno implementando vari servizi di gestione della qualità. Airbnb gode di diversi vantaggi rispetto alle tradizionali strutture ricettive (Lalicic & Weismayer, 2018; Mody et al., 2019):

- offre ai propri ospiti un significato autentico e orientato alle interazioni con gli host;
- gli ospiti di Airbnb possono provare l'atmosfera familiare mentre ricevono il servizio personalizzato da parte degli host;
- le strutture ricettive di Airbnb offrono agli ospiti la possibilità di costruire interazioni personali con gli host e con la comunità locale, ricevendo anche utili conoscenze locali.

Diversi ricercatori si sono concentrati sulla scelta di Airbnb da parte dei consumatori. Da questi studi è emerso che gli intervistati hanno valutato l'importanza di diversi attributi degli alloggi come la pulizia, la posizione, la reputazione, il prezzo, la qualità del servizio, ovvero la cordialità e la disponibilità del personale, il comfort e la sicurezza delle stanze (Lockyer, 2005; Sohrabi et al., 2012). La comodità della posizione è un fattore fortemente collegato con la motivazione: tale importanza deriva dal fatto che le sistemazioni Airbnb tendono ad essere sparse nei quartieri residenziali piuttosto

Si ritiene che le sistemazioni di Airbnb siano di qualità inferiore alle strutture di alloggio standard e tradizionali in merito alla scarsa qualità del servizio, come ad esempio la pulizia, l'igiene e la sicurezza (Guttentag et al., 2017).

Variabili di Hofstede

L'Italia è un contesto interessante da indagare date le rilevanti differenze culturali con altre aree geografiche indagate come Stati Uniti e Canada. La letteratura esistente considera la cultura come un fattore rilevante nel campo del comportamento dei consumatori in ogni settore, e il turismo non è certo un'eccezione (Pizam e Sussmann, 1995; Forgas-Coll et al., 2012).

Hofstede ha proposto cinque dimensioni per identificare le differenze culturali e per indagare il comportamento di consumo interculturale, vale a dire: la distanza di potere, l'individualismo/collettivismo, la mascolinità/femminilità, l'evitare dell'incertezza e l'orientamento a lungo/breve termine (Hofstede, 1993). Rispetto a Canada e USA, l'Italia differisce in tre dimensioni considerate dallo studioso Hofstede. Gli italiani registrano un punteggio elevato di nell'"evitare l'incertezza" rispetto agli Stati Uniti e al Canada, il che significa che gli italiani non si sentono a proprio agio nelle situazioni ambigue, come si percepisce nel passaggio dalle attività tradizionali ai servizi di sharing economy (Guttentag et al., 2018). Il fatto che l'Italia abbia un'elevata cultura nell'evitare l'incertezza, ci si aspetta che gli italiani abbiano una minore tendenza alla ricerca di novità rispetto alle culture a bassa incertezza (Blas e Carvajal-Trujillo, 2014).

In secondo luogo, l'Italia mostra un punteggio più alto in “Orientamento a lungo termine” rispetto a Canada e USA e questo potrebbe essere spiegato dal fatto che gli italiani hanno la capacità di adattarsi facilmente a condizioni rinnovate. Infine, l'Italia ha un punteggio più basso in termini di “individualismo” rispetto al Canada e agli Stati Uniti: gli italiani, nella scelta di utilizzare Airbnb, dovrebbero essere maggiormente spinti da ragioni altruistiche (ad esempio prenotare per pagare denaro che va alla gente del posto o per aiutare a proteggere l'ambiente) rispetto a paesi più individualisti (Del Chiappa et al., 2020).

2 STUDIO DI RICERCA

2.1 RACCOLTA DATI

I dati utilizzati per il seguente lavoro di tesi derivano da diverse fonti:

a. Dataset relativo alle prenotazioni sulla piattaforma AIRBNB

b. Dataset relativo ai Borghi più belli d'Italia

c. Dataset ISTAT relativo alla classificazione turistica dei Comuni Italiani

Per quanto riguarda il primo dataset, esso consiste in una raccolta di circa 5 milioni di prenotazioni effettuate sulla piattaforma a partire dall'anno 2019 fino al 2021, aventi come destinazione località Italiane.

In particolare, ogni osservazione (disposta in riga) corrisponde a una singola prenotazione per la quale sono riportate le seguenti informazioni di dettaglio:

- **Property_id:** corrisponde all'identificativo alfa-numerico dell'immobile
- **Review Date:** coincide con la data nel quale l'utente (Guest) ha recensito l'Host
- **User_Id:** codice numerico relativo all'utente che ha effettuato la prenotazione (Guest)
- **Member Since:** corrisponde alla data di scrizione dell'utente (Guest) alla piattaforma
- **First Name:** Nome e Cognome del Guest
- **Country_X:** Regione di appartenenza del guest
- **State_X:** Stato di appartenenza del guest
- **City_X:** città di appartenenza del guest, considerata in questo lavoro di tesi come riferimento della Città di partenza.
- **Work:** Descrizione dell'occupazione in termini lavorativi del guest
- **Country_Y:** regione di appartenenza dell'immobile di destinazione

- **State_Y:** stato di appartenenza dell'immobile di destinazione
- **City_Y:** Città di appartenenza dell'immobile di destinazione
- **Latitude/Longitude:** Coordinate geografiche che indicano il punto esatto della property di destinazione

La seconda fonte dei è un elenco di 279 comuni italiani classificati come "Borgo" secondo l'ISTAT.

Per Borgo si intende un centro abitato di media grandezza e importanza, caratterizzato solitamente da un'economia commerciale e da una zona periferica prevalentemente agricola.
La letteratura ci mostra come nell'ultimo cinquennio i Borghi stanno riscoprendo un interesse turistico in forte ascesa, attraendo una tipologia di turismo definita "esperienziale", caratterizzato da ritmi lenti e la ricerca di qualità e sensazioni che il turismo di massa non riesce a fornire.

Il vantaggio del turismo nei Borghi deriva dal fatto che uno dei grandi problemi che incontra il settore turistico in Italia è la sua concentrazione in un particolare periodo dell'anno e in alcune città di forte attrattiva per il turista globale. Ne consegue una congestione delle capacità di trasporto e dei servizi di accoglienza e un degrado dell'ambiente naturale e umano nell'alta stagione mentre in bassa stagione si verifica uno scarso impiego delle risorse finanziarie e umane.
Per risolvere questo problema i borghi vengono in aiuto, valorizzare i borghi è infatti un'opportunità da sfruttare perché permette di diversificare l'offerta, contribuendo così a distribuire meglio i flussi turistici e, di conseguenza, di decongestionare le grandi città.
L'ultima fonte dati di interesse riguarda il dataset ISTAT nel quale possiamo trovare la classificazione dei comuni italiani in cluster specifici, differenti in base alla tipologia di turismo osservata:

Table 2.1 tabella codici località secondo classificazione ISTAT e relativa descrizione

CODICE CATEGORIA (ISTAT)	CATEGORIA TURISTICA PREVALENTE
A	Grandi città (turismo multidimensionale)
B	Comuni a vocazione culturale, storica, artistica e paesaggistica
C	Comuni con vocazione marittima
D	Comuni con vocazione lacuale
E	Comuni con vocazione montana
F	Comuni del turismo termale
G	Comuni a vocazione marittima e con vocazione culturale, storica, artistica e paesaggistica
H	Comuni a vocazione montana e con vocazione culturale, storica, artistica e paesaggistica
L1	Comuni a vocazione culturale, storica, artistica e paesaggistica e altre vocazioni
L2	Altri comuni turistici con due vocazioni
P	Comuni turistici non appartenenti ad una categoria specifica
Q	Comuni non turistici

Riuscire ad aggiungere il dettaglio sulla classificazione dei comuni al dataset originario è di fondamentale importanza per analizzare in modo corretto i flussi di prenotazioni, e poter confrontare diversi periodi di riferimento.

La divisione in cluster è importante, inoltre, per poter studiare l'elasticità della domanda delle prenotazioni verso particolari mete rispetto ad altre variabili, in particolare rispetto ad uno shock come quello avvenuto durante la pandemia, e teorizzare quindi ipotesi sulla possibile strategia da utilizzare in situazioni similari.

Questo dataset raccoglie la classificazione di tutti i 7901 comuni italiani.

2.2 IPOTESI

Dopo aver analizzato la letteratura scientifica e introdotto le fonti dati che saranno base per le prossime analisi, il prossimo passo consiste nella formulazione delle ipotesi di ricerca.

Come si evince dallo stato dell'arte, la maggior parte degli studi scientifici riguardanti l'analisi della customer base in ambito turismo digitale, si fonda su statistiche ottenute a partire da sondaggi oppure da popolazioni di poche centinaia di individui, speso localizzate in aree geografiche precise e limitate.

La novità di questo lavoro di tesi consiste nella possibilità di studiare un Dataset di informazioni circa le prenotazioni effettuate dagli utenti provenienti da tutto il mondo riferite ad un periodo temporale esteso (circa 3 anni), permettendo così di effettuare uno studio quantitativo.

Inoltre, la letteratura esistente è abbastanza ampia per quanto riguarda lo studio degli effetti della pandemia sul business model di Airbnb in termini economici (prezzo a notte, tipologia di abitazioni affittate, soggiorno minimo ecc), ma è ancora agli albori in merito all'analisi di eventuali cambiamenti nelle abitudini e preferenze dei viaggiatori, anche in riferimento a caratteristiche proprie di alcuni gruppi di clienti come la provenienza, genere, distanza dalla meta, reddito e cultura.

Vista la completezza del dataset a disposizione si è deciso quindi di dedicare un effort importante alle attività di statistica descrittiva, in modo da poter dimostrare o confutare alcune tendenze emerse durante lo studio della letteratura.

In seguito, tramite alcuni test di regressione, si andrà a testare l'esistenza di relazioni tra variabili dipendenti e indipendenti.

Le domande di ricerca analizzate durante questo studio sono le seguenti:

1) Grazie al dataset a disposizione, integrato successivamente con altre informazioni in nostro possesso, possiamo individuare alcune variabili che indentificano la clientela di AirBnb, quali il genere, la fascia di reddito, il paese di provenienza, l'anzianità dell'account e la distanza percorsa; ci chiediamo quindi se esistono variazioni o trend statisticamente rilevanti di queste variabili nel periodo post pandemico, per rispondere a questa domanda ci avvarremo principalmente della statistica descrittiva.

2) Dalla letteratura scientifica si evince come uno dei principali trend per i viaggi post pandemici sia la ricerca di un turismo più sostenibile e orientato alla ricerca di esperienze autentiche, che il turismo di massa fatica ad offrire.

   Secondo EcoBnb *"il turismo sarà più flessibile, metterà al primo posto la natura, la sicurezza e la sostenibilità. Le persone considerano* le vacanze un modo per ritrovare il benessere psico-fisico".

   Partendo da questa affermazione, vogliamo cercare con l'aiuto della statistica descrittiva e successivamente tramite test di regressione, una sua validazione (o smentita) basata sui dati reali.

3) La letteratura scientifica ha teorizzato inoltre alcuni modelli interpretativi delle variabili culturali, ad esempio lo studioso Hofstede ha dimostrato che le persone condividono caratteristiche comuni a livello regionale e nazionale. Questi tratti distintivi ne influenzano il comportamento e persistono nel tempo. Ci chiediamo quindi se le 6 variabili definite da Hofstede abbiano un effetto significativo sulla tipologia di viaggio scelta dal cliente.

La tipologia di viaggio sarà dedotta tramite una riclassifica delle categorie ISTAT, in questo modo:

1) Viaggio in grande città
2) Viaggio turistico (marittimo, lacunare, montano) o storico/culturale
3) Viaggio verso un Borgo
4) Viaggio non turistico

Per questa domanda ci affideremo ai risultati ottenuti tramite statistica descrittiva, integrando le analisi con alcuni test di regressione che vedono la tipologia di viaggio come variabile dipendente, e le variabili di Hofstede (associate alla country di partenza), come indipendenti.

4) In seguito, vedremo come le analisi descrittive abbiano evidenziato una decisa ascesa dei viaggi verso i Borghi Italiani nel periodo post pandemico, lo scopo di questa ultima analisi è quello di verificare in modo empirico quali tra le variabili a disposizione ha un effetto significativo sulla scelta di un Borgo come destinazione per il proprio viaggio.

   Saranno utilizzati dei test di regressione che vedono la variabile Flag Borgo (0,1) come variabile dipendente, e le altre variabili di interesse come variabili indipendenti.

   Il risultato delle analisi rappresenterà l'effetto di queste variabili sulla probabilità di scegliere un Borgo Italiano come meta.

2.3 Strumenti di ricerca utilizzati

Per le analisi che saranno descritte nei paragrafi a seguire sono stati utilizzati i seguenti software e tecniche:

- **Phyton e relative librerie:**

La dimensione considerevole del dataset, circa 5 milioni di osservazioni, non permette l'analisi e la manipolazione dei dati con i tool standard, Microsoft Excel per esempio è limitato a un milione di osservazioni.

È stato necessario trovare quindi uno strumento che permettesse di manipolare l'intero dataset e potesse anche effettuare analisi complesse come regressioni e analisi statistiche in genere.

Dopo uno screening iniziale si è scelto di programmare le analisi attraverso il linguaggio di programmazione Phyton, supportato dalla piattaforma cloud Jupiter.

Python è un linguaggio di programmazione ad alto livello, rilasciato pubblicamente per la prima volta nel 1991 dal suo creatore Guido van Rossum, programmatore olandese attualmente operativo in Dropbox. Deriva il suo nome dalla commedia *Monty Python's Flying Circus* dei celebri Monty Python, in onda sulla BBC nel corso degli anni 70. Attualmente, lo sviluppo di Python (grazie e soprattutto all'enorme e dinamica comunità internazionale di sviluppatori) viene gestito dall'organizzazione no-profit Python Software Foundation.

Python supporta diversi paradigmi di programmazione, come quello object-oriented (con supporto all'ereditarietà multipla), quello imperativo e quello funzionale, ed offre una tipizzazione dinamica forte. È fornito di una libreria built-in estremamente ricca, che unitamente alla gestione automatica della memoria e a robusti costrutti per la gestione delle eccezioni fa di Python uno dei linguaggi più ricchi e comodi da usare.

Python è un linguaggio pseudocompilato: un interprete si occupa di analizzare il codice sorgente (semplici file testuali con estensione .py) e, se sintatticamente corretto, di eseguirlo. In Python, non esiste una fase di compilazione separata (come avviene in C, per esempio) che generi un file eseguibile partendo dal sorgente.

L'esser pseudointerpretato rende Python un linguaggio portabile. Una volta scritto un sorgente, esso può essere interpretato ed eseguito sulla gran parte delle piattaforme attualmente utilizzate, siano esse di casa Apple (Mac) che PC (Microsoft Windows e GNU/Linux). Semplicemente, basta la presenza della versione corretta dell'interprete.

Per lo svolgimento di questo lavoro di tesi sono state utilizzate diverse librerie, definite come collezioni di metodi e funzioni che permettono di svolgere delle azioni senza scrivere il codice di ogni passaggio.

- **Pandas**
- **Geopy**
- **Numpy**
- **Statistics**

- **Microsoft Excel:**

Una volta che le analisi sono state computate attraverso il codice, si è preferito esportare il risultato verso Microsoft Excel, in modo da poter normalizzare gli output in termini di presentazione grafica.

Microsoft Excel è un programma prodotto da Microsoft, dedicato alla produzione ed alla gestione di fogli elettronici. È parte della suite di software di produttività personale Microsoft Office, ed è disponibile per i sistemi operativi Windows e macOS.

È il programma per la produzione e la gestione di fogli elettronici più utilizzato al mondo.

La schermata iniziale di Excel mostra un foglio di calcolo vuoto composto da colonne (contrassegnate dalle lettere A, B, C, ecc.) e da righe (contrassegnate dai numeri 1, 2, 3, ecc.). L'intersezione di una riga con una colonna forma una "cella" (contrassegnate sempre prima dalla colonna, poi dalla riga, ad esempio: A1, B3, C4), all'interno della quale si può inserire un valore o una funzione. I valori che si possono inserire sono di tipo alfanumerico, mentre le funzioni si esprimono tramite le formule. Excel presenta 34 dimensioni molto vaste, infatti è costituito da 1.048.576 righe e 16.384 colonne. Con un totale di 17.179.869.184 celle.

- **STATA**

Questo software, nella versione IC, è stato utilizzato per effettuare le analisi di regressione, a valle dei risultati della statistica descrittiva.

STATA è un moderno e ricco programma per un amplissimo panorama di analisi econometriche, la creazione di grafici, mappe e la manipolazione di dati.

Nasce per l'utilizzo a linea comando ma le ultime versioni offrono anche la possibilità di eseguire un'analisi completa, dall'acquisizione dei dati all'esportazione dei risultati, attraverso menù e finestre di dialogo

Esistono 3 diverse versioni di STATA in base al tipo di dati che si utilizzano.

Le edizioni di Stata si differenziano fra loro principalmente nella dimensione della banca data che si intende utilizzare:

Stata/IC è ideale per le banche dati di dimensione media

Stata/SE permette di lavorare con banche dati molto più ampie rispetto a Stata/IC mentre

Stata/MP è la versione più veloce, in grado di sfruttare le potenzialità di PC multiprocessori, inclusi Intel i3, i5, i7 Intel CoreTM Duo e AMD X2 dual-core, Xeon, e Celeron.

In particolare, le analisi di regressione appartengono al gruppo di analisi predittive che

studiano la relazione tra variabili indipendenti, “esplicative” (es. X_i), e le variabili “di risposta” (es. Y). Per il presente lavoro, sono state adottate regressioni logistiche:

$$Y = \frac{1}{1 + e^X}$$

Questo modello ha l’obiettivo di indagare la probabilità di un evento di verificarsi, avvalendosi di un dataset di variabili indipendenti. In particolare, quindi, la variabile di output (Y) sarà potrà variare tra 0 e 1. Alcune delle variabili indipendenti coinvolte, sono state utilizzate in forma logaritmica per poter considerare la loro variazione in termini percentuali.

L’output di maggior interesse risulta essere l’Odds Ratio (OR). Esso rappresenta la probabilità del verificarsi di un risultato dato uno specifico evento, rispetto alla probabilità di verificarsi in assenza dell’evento. Nel caso in cui questo indicatore assuma valori superiori a 1, la relazione tra l’evento e l’ottenimento di un risultato è positiva (l’evento è associato a una maggiore probabilità di raggiungimento del risultato). Al contrario, se il coefficiente è minore di 1, l’evento è associato a una minore probabilità di raggiungimento del risultato. La probabilità quantifica la possibilità che l’evento si verifichi, l’Odds rappresenta la probabilità che l’evento si verifichi, fratto la probabilità che ciò non avvenga. L’Odds Ratio (OR), invece, è il rapporto tra gli Odds associati ai due gruppi considerati.

Ottenuto quindi l’OR, se si sottrae ad 1 il valore ricavato, si trova la variazione percentuale dell’Odds del verificarsi dell’evento (ad esempio, che si scelga una meta di tipo turistico). A sua volta, l’Odds si riconduce alla probabilità dell’evento mediante la formula:

$$O = \frac{p}{1-p}.$$

3 METODI

3.1 Elaborazione del Dataset

Nell'affrontare questo studio si possono individuare tre step principali: inizialmente si parte con la creazione di un dataset più dettagliato rispetto a quello originale, attraverso l'interpolazione con altre basi dati e tecniche di data mining. Successivamente si analizza il dataset ottenuto e diviso opportunatamente in diversi periodi temporali con tecniche di statistica descrittiva con il fine di rilevare dei trend significativi; in ultima battuta si opera con l'analisi di regressione per mirare a risultati numerici significativi a conferma delle ipotesi stilate durante l'analisi descrittiva.

A valle dei risultati ottenuti con la statistica descrittiva e le regressioni si cercherà di interpretare tale output anche in termini strategici/gestionali relativamente al business di Airbnb.

Data la struttura del dataset di partenza, che vedeva la presenza predominante di variabili qualitative rispetto a quelle quantitative, è stato necessario accertarsi che tutte le osservazioni contenessero dati rilevanti ma soprattutto raggiungere livello di dettaglio che ci permettesse successivamente l'applicazione delle analisi.

Riguardo alla pulizia del dataset è stato effettuato un controllo su tutte le variabili inserite dall'utente in data entry normalizzandone il formato e soprattutto eliminando eventuali occorrenze frutto di errori di inserimento.

Sono state inoltre eliminate dalla base dati tutte le osservazioni che non avessero tutti i campi della tabella compilati correttamente, in modo da non includerle nelle analisi.

Data la grande quantità di osservazioni del dataset originario si è preferito operare una divisione in basi dati distinte secondo il campo "Review Date", considerato indicatore della data in cui la prenotazione è avvenuta.

Si ottengono quindi i seguenti sotto-dataset:

1) Prenotazioni 2019: 1.8M di prenotazioni

2) Prenotazioni 2020: 1.2M di prenotazioni

3) Prenotazioni 2021: 1.6M di prenotazioni

Al fine di studiare eventuali differenze significative tra le prenotazioni PRE_Covid19 e POST_Covid19 si è inoltre deciso di effettuare una ulteriore divisione.

Prendendo in considerazione la data del 9 Marzo 2020, che coincide con la firma del primo DPCM da parte del Governo italiano, sono stati individuati i seguenti sotto-dataset:

1) Prenotazione PRE_Covid19: 2,6M prenotazioni

2) Prenotazioni POST: 2.2M prenotazioni

Prima di procedere ad analizzare il dataset tramite statistica descrittiva è stata subito evidente la necessità di ricavare variabili aggiuntive che permettessero lo studio delle osservazioni da un punto di vista quantitativo.

La base dati di partenza, come visto nei paragrafi precedenti, era infatti molto dettagliata ma la quasi totalità delle variabili era frutto dell'inserimento manuale dei dati da parte dell'utente che ha effettuato la prenotazione, quindi non sempre nel formato adatto ad essere analizzato senza ulteriori manipolazioni al fine di rispondere alle domande poste.

Di seguito il dettaglio delle nuove variabili ricavate a partire dalla base dati di partenza:

1- Anzianità account:

Questa variabile rappresenta l'anzianità (in giorni o anni) dell'account che ha effettuato la prenotazione su AirBnb.

È stata calcolando tramite codice Phyton come la differenza tra la data in cui è stata

scritta la recensione “Review Date” e quella in cui l’account è stato creato sul portale “Member Since”.

In questo lavoro di tesi il campo “Review Date” è stato preso come riferimento temporale del viaggio effettuato, considerando che la recensione viene scritta a ridosso della fine del viaggio, e in mancanza di altri dettagli.

Riguardo alla variabile anzianità dell’account è stato inoltre implementato un secondo calcolo, che considera l’anzianità come numero di prenotazioni pregresse rispetto a quella di riferimento, si è in seguito deciso di utilizzare il primo metodo in quanto erano relativamente pochi gli utenti che all’interno di un periodo di riferimento avevano effettuato più prenotazioni.

2- Gender:

L’informazione sul genere dell’utente che ha effettuato la prenotazione è stata ottenuta confrontando il campo “First Name” del dataset con un database open source contenente le combinazioni Nome-Gender per la maggior parte dei nomi propri conosciuti.

Data la mole di dati da processare è stato usato uno script Phyton per interpolare le due basi dati, il calcolo ha restituito una nuova variabile contenente i seguenti valori per ogni nome proprio:

- Male
- Female
- Mostly Male
- Mostly Female

Gli ultimi due valori, considerati “incerti” sono stati normalizzati rispettivamente come Male e Female.

3- Reddito:

Una ulteriore informazione di fondamentale importanza per lo studio della customer base di Airbnb è quella del reddito disponibile.

Come descritto in precedenza nel dataset di partenza è presente il campo "**Work**", nel quale l'utente che ha compilato la recensione può sintetizzare con una descrizione qualitativa la propria posizione lavorativa.

Da una prima analisi si evince che questo campo risulta compilato correttamente in meno del 10% delle osservazioni, per stimare il reddito a partire da questa variabile inizialmente si è provato tramite un tool di data scraping di assegnare ad ogni posizione lavorativa un salario di riferimento, ricavato a partire dagli annunci lavorativi pubblicati sul sito americano: "Indeed.com"

Questa metodologia ha presentato diversi limiti, dovuti in parte alla complessità tecnica del codice, ma soprattutto al fatto che il portale da cui venivano ricavate le retribuzioni lorde si riferisce esclusivamente al mercato americano, esse quindi non rappresentano un indice di confronto affidabile su scala globale.

In ultima battuta la variabile del reddito disponibile per singolo cliente è stata ricavata a partire da una base dati del Fondo Monetario Internazionale (FMI) contenente il reddito medio pro capite per singolo stato.

Questo risultato diventa così non più un indicatore specifico per il singolo customer ma per singola Country, adatto allo studio di un possibile macro-trend relativo alla differente la disponibilità a viaggiare in base alla ricchezza del paese di appartenenza, con la possibilità di studiarne le variazioni Pre e Post C19.

4- Codice Categoria Turistica:

Questa variabile è ricavata a partire dal campo “Città di arrivo” del dataset originale, e mira a dividere in cluster le diverse destinazioni, in modo da poter analizzare eventuali trend pre e post covid sulle preferenze di viaggio degli utenti.

La divisione per cluster utilizzata deriva da uno studio ISTAT che classifica tutti i Comuni italiani secondo una “tipologia turistica”, caratterizzata da una lettera univoca, come illustrato nella *Tabella 2.1*.

Dal sito ufficiale dell’ISTAT si apprendono le modalità con la quale questa variabile è stata ottenuta:

“La Legge 17 luglio 2020, n. 77, recante misure urgenti in materia di salute, sostegno al lavoro e all'economia, nonché di politiche sociali connesse all'emergenza epidemiologica da COVID-19 (GU n.180 del 18-7-2020 - Suppl. Ordinario n. 25) prevede, all’art. 182, che l'Istituto nazionale di statistica definisca una classificazione delle attività economiche con riferimento alle aree ad alta densità turistica, al fine di evidenziarne il nesso turistico territoriale e consentire l'accesso a misure di sostegno mirate in favore delle imprese dei settori del commercio, della ristorazione e delle strutture ricettive colpite dalla prolungata riduzione dei flussi di turisti. A tale scopo, la normativa ha indicato come riferimenti informativi utili alla “individuazione, sul territorio, delle aree a maggiore densità turistica ovvero prossime ai siti di interesse”, la classificazione relativa alla territorialità delle attività turistico-alberghiere, che aveva portato all'individuazione di aree territoriali omogenee per l’applicazione degli Studi di settore1 , nonché le rilevazioni sulla capacità di carico turistica del Mibact e gli indicatori di densità turistica dell'Osservatorio nazionale del turismo, che misurano il rapporto tra il numero di presenze turistiche2 e la superficie del territorio, tenuto conto della popolazione residente. L’Istat ha quindi proceduto, sulla base delle ultime informazioni disponibili, a classificare i Comuni italiani3 secondo due aspetti (si veda il successivo paragrafo relativo alla nota metodologica):

– La “categoria turistica prevalente”, cioè la vocazione turistica potenziale del Comune

individuata prevalentemente sulla base di criteri geografici (vicinanza al mare, altitudine, ecc.) e antropici (grandi Comuni urbani). L'individuazione della categoria turistica prevalente, come indicato dall'art. 182, è vincolata anche alla presenza di condizioni minime relative alle presenze turistiche.

– La "densità turistica", espressa da un set consistente di indicatori statistici definiti per misurare la dotazione di infrastrutture ricettive, la presenza di flussi turistici e l'incidenza a livello locale di attività produttive e livelli occupazionali in settori di attività economica tourism oriented, cioè riferiti in modo specifico al settore turistico e/o culturale.

Tutti gli indicatori statistici sono stati sottoposti a procedure di sintesi per favorirne la lettura e l'analisi, e descritti in termini di quintili. La combinazione di queste due classificazioni offre quindi un'articolata descrizione della vocazione turistica dei Comuni italiani e permette di approfondire in maniera puntuale (nonché con l'individuazione di "cluster") la collocazione dei Comuni rispetto alla complessa dimensione turistica."

Come vedremo in seguito, a partire da questa nuova variabile è possibile quindi ipotizzare un indicatore riguardante la motivazione del viaggio/spostamento, infatti riclassificando ulteriormente i cluster a soli due gruppi**: località turistiche e località non turistiche**, si è dedotto il motivo probabile che ha portato il cliente allo spostamento, nel primo caso per **motivi ludici** (viaggio verso meta turistica) e nel secondo caso per **altri motivi**, tra cui quello lavorativo o di necessità (ad esempio assistere un parente durante il periodo pandemico).

5- Flag Borgo:

La variabile ricavata “Flag Borgo” è simile come composizione alla classificazione vista precedentemente, infatti anch’essa rappresenta una riclassifica del comune di destinazione.

In questo caso però si vuole indicare solamente se il comune di arrivo è classificato o meno come Borgo Italiano, usando come fonte il dataset sui Borghi più belli d’Italia descritto nel paragrafo dedicato alle fonti.

6- Latitudine/Longitudine di partenza:

Come di evince dall’analisi preliminare, il dataset originario mette a disposizione il campo riguardante il dettaglio di Latitudine/Longitudine in termini di coordinate per quanto riguarda il comune di arrivo per ogni singola prenotazione (City_Y), ma questa stessa variabile non è espressa anche per il comune di partenza (City_X).

Si è deciso quindi di ricavare tale variabile anche per il comune di partenza in modo da poter calcolare la distanza in KM tra i due punti geografici.

Le coordinate sono state calcolate tramite uno script Phyton che utilizza la libreria open source “Geopy”.

7- Distanza:

Come anticipato nel punto precedente, una volta calcolate le coordinate del punto di partenza è stato possibile calcolare la distanza geografica (in Km) tra la città di partenza e quella di arrivo.

Tale variabile risulta di fondamentale importanza nello studio dei flussi di prenotazioni, e sarà utilizzata sia durante l’analisi statistica descrittiva sia come variabile per alcune regressioni.

La distanza compiuta da un cliente può essere interpretata come la disponibilità a

viaggiare per un singolo individuo, e sarà interessante studiare la distribuzione di tale variabile negli anni di riferimento, oltre che l'impatto della la pandemia sulla distanza percorsa.

Dopo il calcolo delle nuove variabili il dataset è pronto per una prima analisi secondo i metodi della statistica descrittiva, di seguito il dettaglio delle basi dati che saranno utilizzati come fonte nel prossimo capitolo:

3.2 ANALISI STATISTICA DESCRITTIVA

La statistica descrittiva è una tecnica utilizzata nell'analisi dei dati che ha come obiettivo quello di descrivere, rappresentare e sintetizzare le caratteristiche di un campione o di una popolazione.

Con il termine statistica descrittiva si intende infatti un insieme di strumenti finalizzati a sintetizzare in maniera opportuna un insieme di unità statistiche relativamente ad un certo fenomeno.

In altre parole, la statistica descrittiva serve a capire le caratteristiche proprie delle variabili e delle unità statistiche oggetto di analisi.

Per lo svolgimento di questo lavoro di ricerca si è deciso di concentrare l'analisi descrittiva verso lo studio del dataset nei due periodi di riferimento, prima e dopo l'avvento della pandemia, con il fine di ricercare eventuali trend statisticamente interessanti.

Come per le analisi preliminari, anche per queste elaborazioni si è preferito utilizzare Phyton come strumento per le analisi, ricorrendo ad Excel per quanto riguarda la creazione di grafici e infogrammi.

A partire dallo studio delle singole variabili, lo scopo di questa prima parte di analisi

statistiche è inoltre quello di trovare dei trend che permettano l'interpretazione in termini economici dei risultati, in modo da comprendere meglio gli impatti sul business model di Airbnb.

- **Variabile Anzianità Account**

Riguardo la variabile "Anzianità Account", si è deciso di confrontarne la distribuzione nei periodi Pre e Post Covid19, come accennato nel capitolo precedente, per rendere l'analisi più affidabile sono stati esclusi gli utenti che hanno effettuato una prenotazione in entrambi i periodi, in modo da depurare la statistica dall'effetto del naturale invecchiamento di uno stesso account con il passare del tempo.

Come sintetizzato nella tabella di riepilogo, sono state prese in considerazione circa 465 mila osservazioni valide per il periodo PostC19 e 1.25 milioni nel periodo PreC19.

Guardando la media in anni dell'anzianità, ritroviamo un valore di 3.04 anni PreC19 e 5.33 anni per il periodo PostC19, con un aumento netto del 77%.

La variabilità risulta confrontabile nei due periodi di riferimento.

La distribuzione di probabilità segue un andamento assimilabile ad una distribuzione normale nel periodo PostC19, mentre per il periodo PreC19 presenta un picco notevole di account con anzianità minore di un anno. Queste distribuzioni sono riportate nelle figure 3.1 e 3.2.

Durante il paragrafo dedicato all'esposizione dei risultati proveremo ad interpretare questi risultati relativamente alle logiche di mercato in cui opera AirBnb.

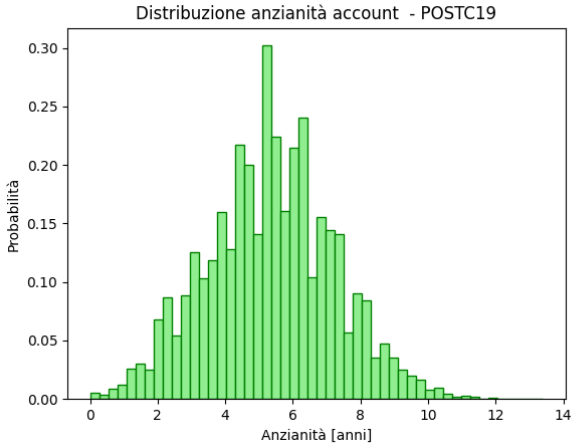


Figure 3.1 Distribuzione valori anzianità, in anni, degli account che hanno effettuato prenotazioni nel periodo POST C19

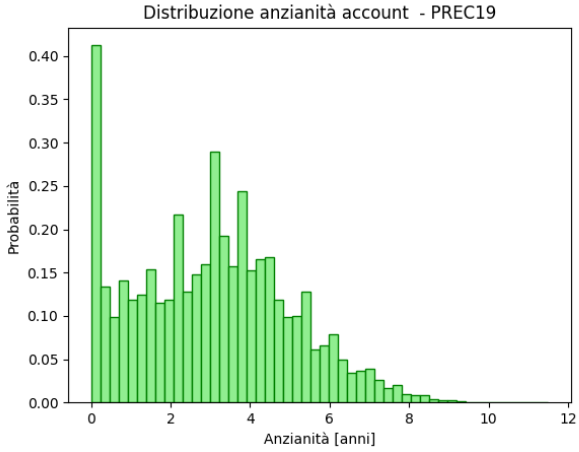


Figure 3.2 Distribuzione valori anzianità, in anni, degli account che hanno effettuato prenotazioni nel periodo PRE C19

Nel dettaglio, la tabella 567 riporta gli indici di statistica descrittiva ricavati per la variabilità "Anzianità account". Si ritengono utili anche i valori di mediana, 1° e 3° quartile, rappresentati anche nel Boxplot di figura 3.3, data la non-normalità della distribuzione nel periodo PRE C19. Questi ultimi grafici evidenziano la grande quantità di outliers (> mediana + 1.5IQR) in entrambi i periodi e la non simmetria (positiva) della distribuzione nel periodo PRE C19, siccome la mediana risulta spostata verso il 25° percentile rispetto al 75°.

Table 3.1 Indici di statistica descrittiva ottenuti per la variabile "Anzianità" dell'account che ha effettuato la prenotazione nei periodi osservati.

	POST C19	**PRE C19**
Numerosità campione	465834	1231949
Media [anni]	5.33	3.04
Deviazione Standard [anni]	1.89	1.96
Minimo [anni]	0	0
25° percentile [anni]	4.10	1.50
Mediana [anni]	5.30	3.10
75° percentile [anni]	6.60	4.30
Massimo [anni]	13.40	11.50

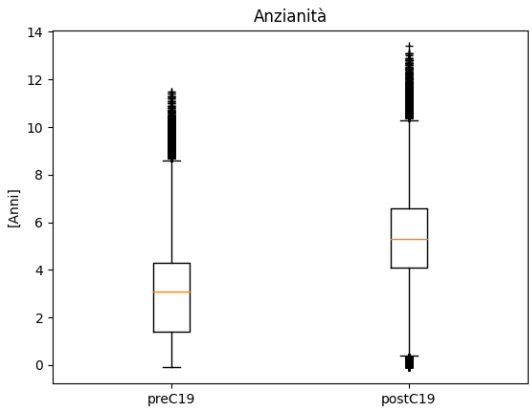


Figure 3.3 Confronto tra box plot rappresentanti la distribuzione della variabile Anzianità account nei periodi PRE e POST C19.

- **Variabile Reddito Customer**

Come descritto nei capitoli precedenti, questa variabile indica per ogni cliente il reddito medio pro capite del paese in cui risiede, misurato in dollari.

Anche per questa variabile si è deciso di studiare la distribuzione Pre e Post Covid19.

Come sintetizzato nella tabella di riepilogo e illustrato dalle figure 3.4 e 3.5, sono state prese in considerazione circa 900 mila osservazioni valide per il periodo PostC19 e 1.65 milioni nel periodo PreC19.

Guardando la media in dollari del reddito, ritroviamo un valore vicino ai 41 mila dollari per entrambi i periodi, con una variabilità confrontabile.

Anche la distribuzione di probabilità se segue un andamento pressochè simile nei due periodi, come si nota dai box plot in figura 3.6 sinonimo della non indicatività di tale variabile per lo studio degli effetti del covid sulla customer base di AirBnb.

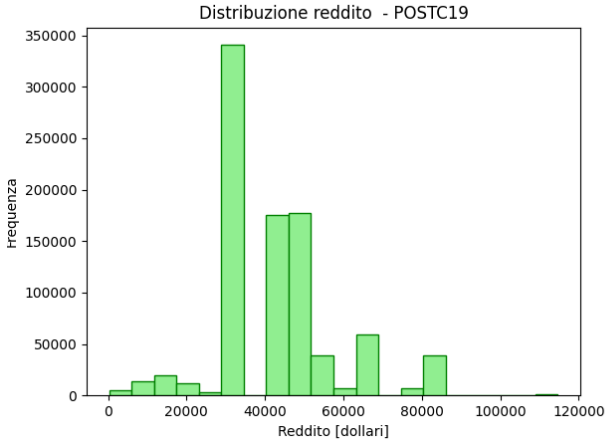


Figure 3.4 Distribuzione valori di reddito [dollari] degli account che hanno effettuato prenotazioni nel periodo POST C19

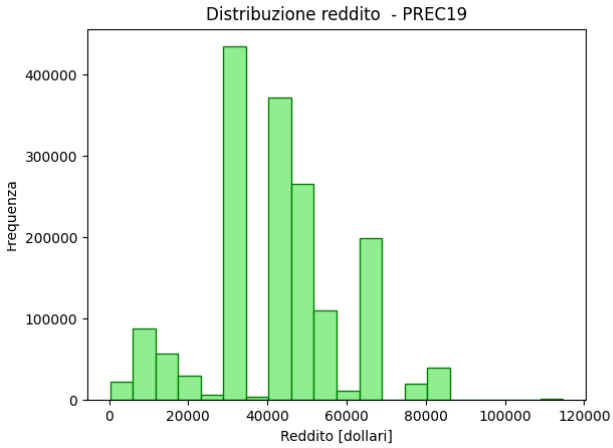


Figure 3.5 Distribuzione valori di reddito [dollari] degli account che hanno effettuato prenotazioni nel periodo PRE C19

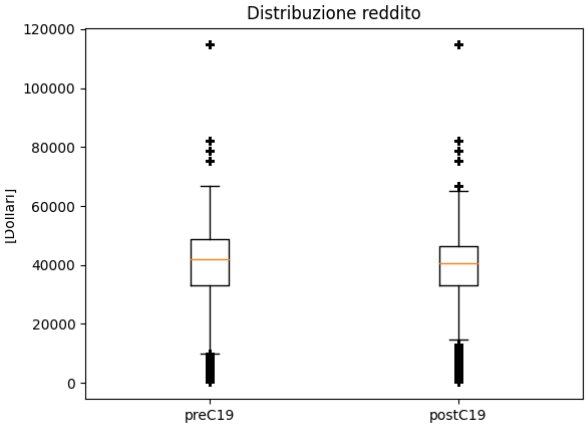


Figure 3.6 Confronto tra box plot rappresentanti la distribuzione della variabile reddito utente nei periodi PRE e POST C19.

Table 3.2 Indici di statistica descrittiva ottenuti per la variabile "reddito" dell'account che ha effettuato la prenotazione nei periodi osservati.

	POST C19	**PRE C19**
Numerosità campione	899644	1658727
Media [dollari]	41936	41768
Deviazione Standard [dollari]	14581	16533
Minimo [dollari]	261	261
25° percentile [dollari]	33189	33189
Mediana [dollari]	40493	42084
75° percentile [dollari]	46258	49686
Massimo [dollari]	114704	114704

- **Variabile Distanza**

Questa variabile rappresenta l'indicazione della distanza percorsa in termini di Km dall'utente.

Anche in questo caso è stata studiata la distribuzione della distanza nei due periodi di ferimento, come illustrato dalle figure 3.7 e 3.8.

Come possiamo notare, sono state prese in considerazione circa 927 mila osservazioni valide per il periodo PostC19 e 1.75 milioni nel periodo PreC19.

Nel periodo PreC19 la distanza media percorsa dal viaggiatore è stata di 3380Km, che scende a 1725Km nel periodo post pandemico, con una diminuzione del 48%.

Interessante è l'analisi della distribuzione di probabilità, prima di tutto notiamo che la variabilità è molto maggiore nel periodo pre-pandemico, inoltre la distribuzione ha andamento confrontabile per i viaggi minori di 2500km, mentre è molto differente per le distanze maggiori, con i viaggi > di 7500km considerati addirittura come outliers nel periodo PostC19. I box plot di figura 3.9 sottolineano la non simmetria della distribuzione dei valori assunti dalla variabile nel periodo PRE C19 (la mediana è spostata verso il 25° percentile), mentre per la fase POST C19, tutti i valori > 5000 km sono considerati outliers.

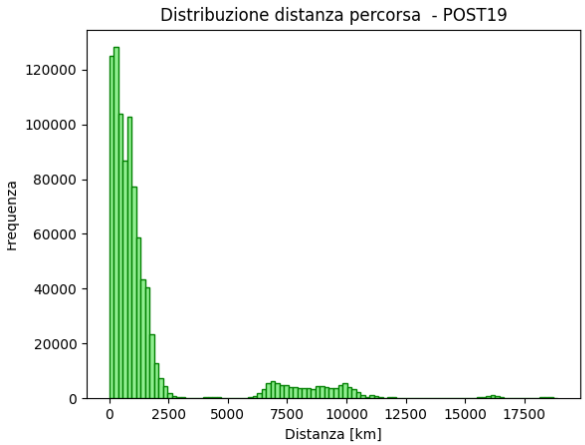


Figure 3.7 Distribuzione valori di distanza tra partenza e destinazione associata agli account che hanno effettuato prenotazioni nel periodo POST C19

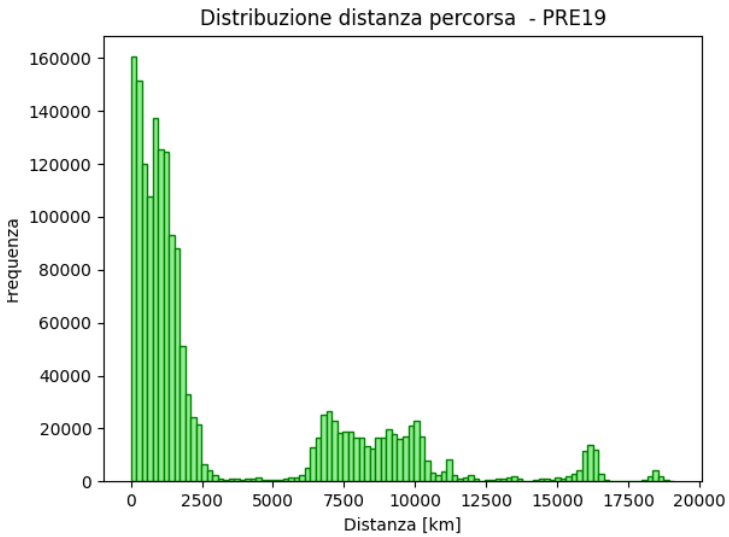


Figure 3.8 Distribuzione valori di distanza tra partenza e destinazione associata agli account che hanno effettuato prenotazioni nel periodo PRE C19

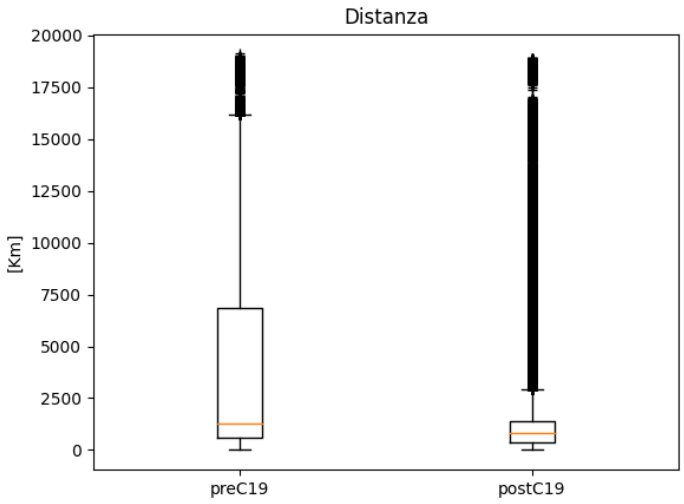


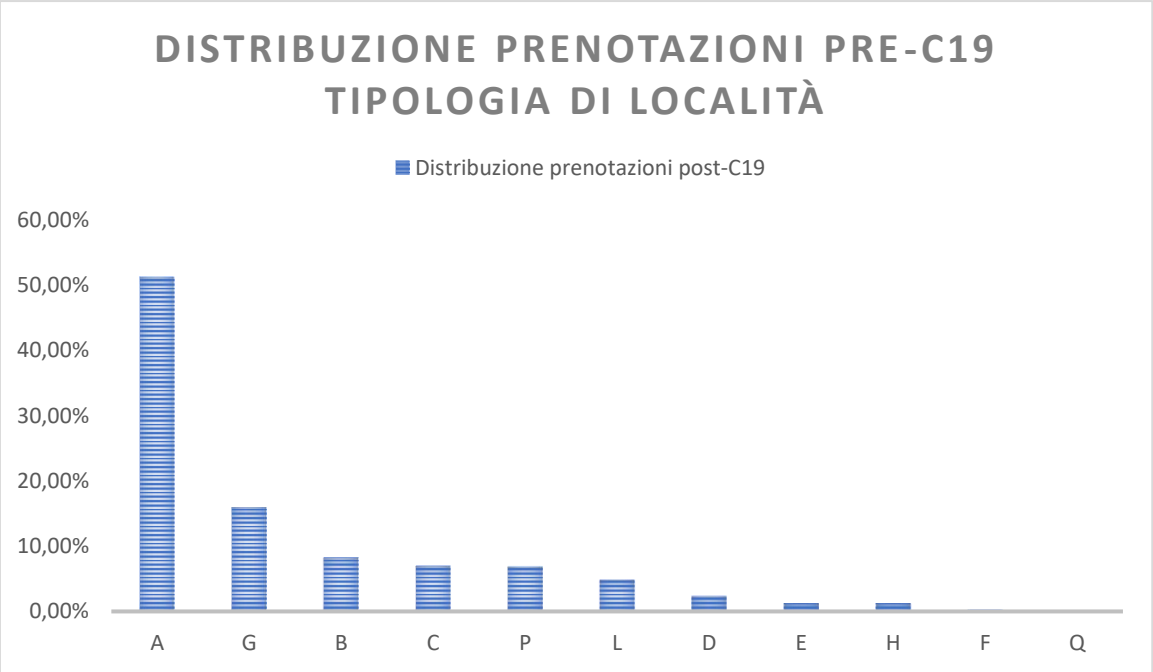
Figure 3.9 Confronto tra box plot rappresentanti la distribuzione della variabile distanza utente nei periodi PRE e POST C19

Table 3.3 Indici di statistica descrittiva ottenuti per la variabile "distanza" associata all'account che ha effettuato la prenotazione nei periodi osservati.

	POST C19	PRE C19
Numerosità campione	927479	1762047
Media [km]	1725,32	3387,85
Deviazione Standard [km]	2791,66	4210,33
Minimo [km]	0,02	0,02
25° percentile [km]	344,06	587,47
Mediana [km]	793,97	1270,08
75° percentile [km]	1381,17	6833,96
Massimo [km]	18909,53	19113,72

- **Tipologia di Città di arrivo (City_y)**

Di seguito i risultati dello studio della variabile che divide in cluster le città di arrivo,



sulla base della classificazione ISTAT descritta in precedenza.

Figure 3.10 distribuzione delle destinazioni scelte nel periodo PRE C19 secondo la classificazione ISTAT

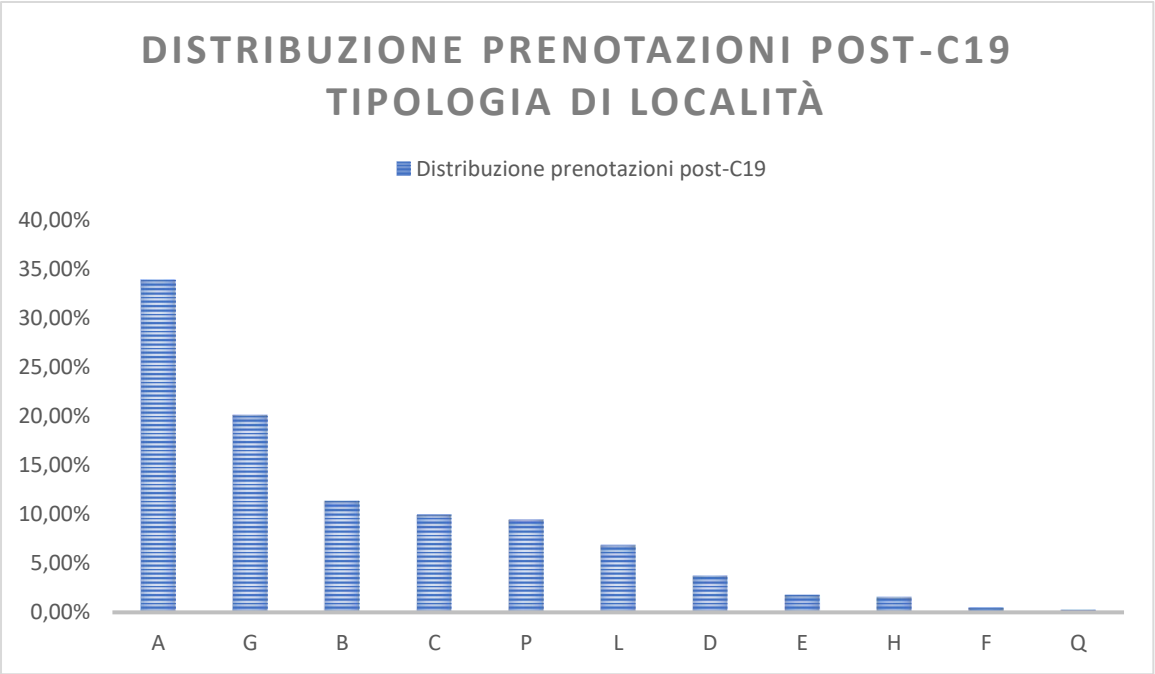


Figure 3.11 distribuzione delle destinazioni scelte nel periodo POST C19 secondo la classificazione ISTAT

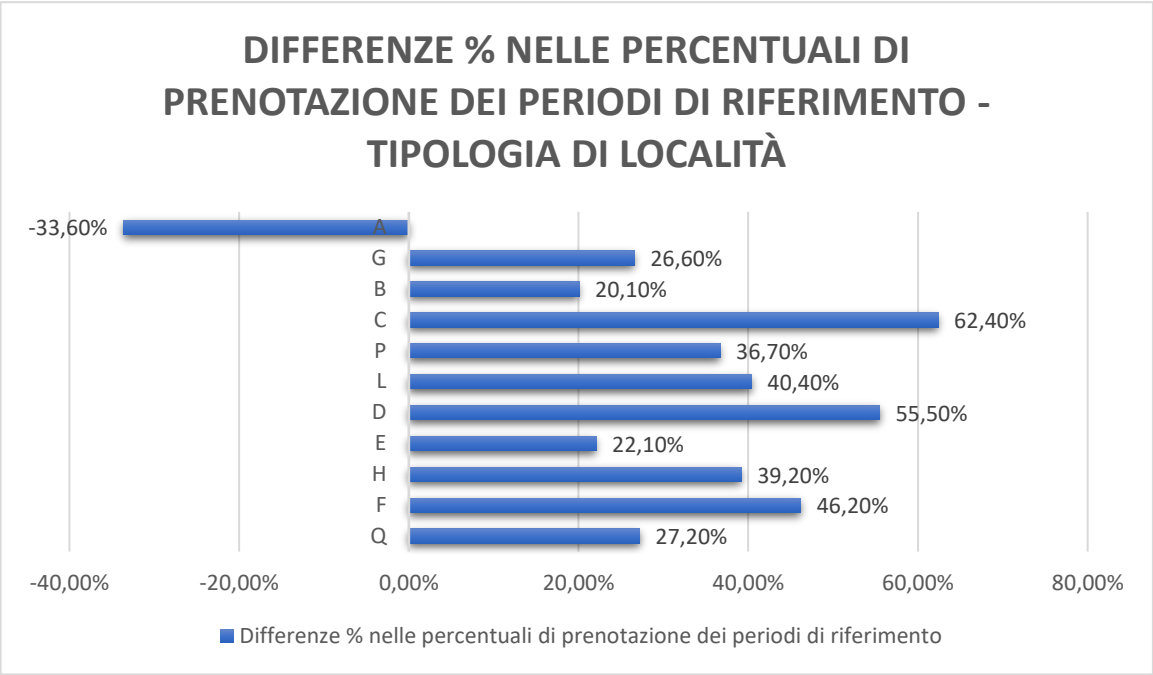


Figure 3.12 Il grafico mostra le differenze percentuali nelle percentuali di prenotazioni confrontando il periodo pre e post pandemico.

Interessante notare come il turismo nelle grandi città sia bruscamente diminuito (-33,6%), mentre le altre categorie hanno visto un aumento dei flussi turistici, con punte fino al +60% per le località marittime, lacunari e termali.

Questo risultato è in linea con quanto teorizzato in letteratura.

Il passo successivo per rendere questa analisi ancora più dettagliata sarà quello di collegare le città di arrivo con i luoghi di partenza, in modo da studiare in modo più completo i flussi di partenza/destinazione ei due periodi di riferimento.

- **Flag Borgo**

Il funzionamento di questa variabile è molto simile a quello della precedente, di seguito i risultati del confronto Pre e Post pandemia.

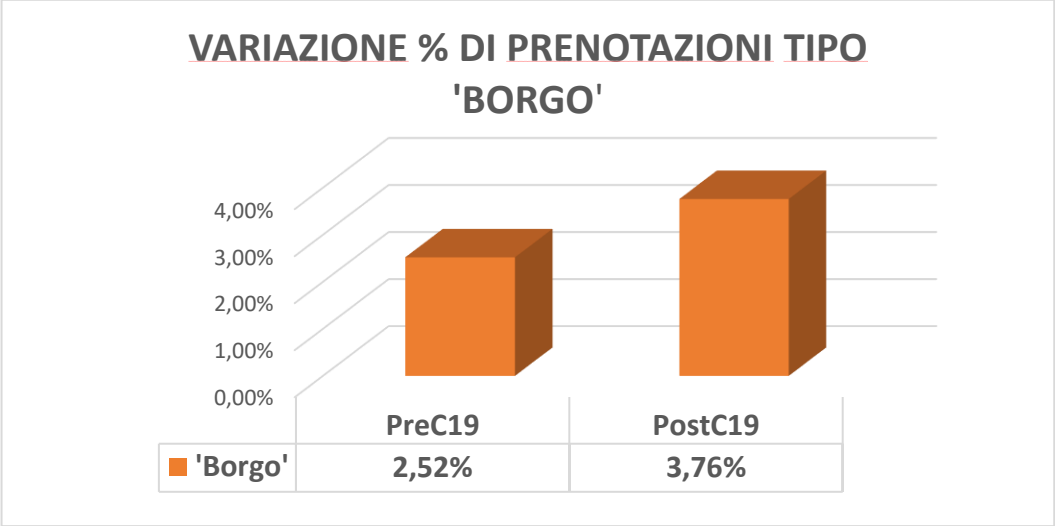


Figura 3.13 variazione nella percentuale di prenotazioni verso una località classificata come borgo tra i periodi di riferimento

Dall'analisi si evince come nel periodo pre-pandemico le prenotazioni verso un comune italiano classificato come Borgo erano il 2,52% del totale, passate al 3,76% del totale nel periodo post, riscontrando un aumento del 49,45%, in linea con i risultati descritti precedentemente che vedevano un aumento considerevole delle prenotazioni in località rurali.

- **Nazione/continente di partenza (City:X)**

Continenti	POST	PRE	Delta
Europa	44,16%	35,24%	25,33%
Italia	35,10%	21,26%	65,12%
Nord-America	7,91%	15,55%	-49,11%
United Kingdom	5,97%	9,35%	-36,15%
Switzerland	4,37%	2,38%	83,67%
Sud_America	0,88%	4,07%	-78,28%
Oceania	0,56%	4,30%	-87,02%
Asia	0,45%	4,50%	-90,09%
Russia	0,32%	2,48%	-87,19%
Israel	0,28%	0,39%	-28,86%

Figura 3.24 distribuzione e variazione nella percentuale delle località di partenza

Come per la località di destinazione, anche per quanto riguarda le partenze è stata fatta una prima analisi descrittiva, confrontando i due periodi di riferimento.

In questo caso sono stati presi in considerazione o singoli stati o singoli continenti, in modo da rendere la statistica più compatta.

Riguardo i risultati, notiamo che nel periodo post pandemico, le località di partenza che hanno avuto un maggior incremento percentuale sono la Svizzera (+83%), l'Italia (+65%) e il cluster di paesi europei (senza Italia e UK) con il +25%.

Le partenze dalla Russia, Cina e Oceania hanno avuto una contrazione importante, fino al -90% rispetto al periodo precedente.

Significativo è il comportamento della Gran Bretagna, che segna una contrazione del -36% in controtendenza con il resto del continente Europeo.

- **Genere (M/F) del customer**

Analizzando l'informazione sul genere di chi ha effettuato la prenotazione scopriamo che durante il periodo pre Covid19 il 45,93% dei clienti era di genere maschile, e la restante parte (54,07%) di genere femminile, in linea con quanto teorizzato in letteratura.

Le differenze tra i due periodi sono nell'ordine del 2%, confermando l'equilibrio tra genere femminile e maschile già visto precedentemente.

Anche il test statistico (t-test) delle medie riferite ai due periodi ha confermato la non significatività di tale differenza.

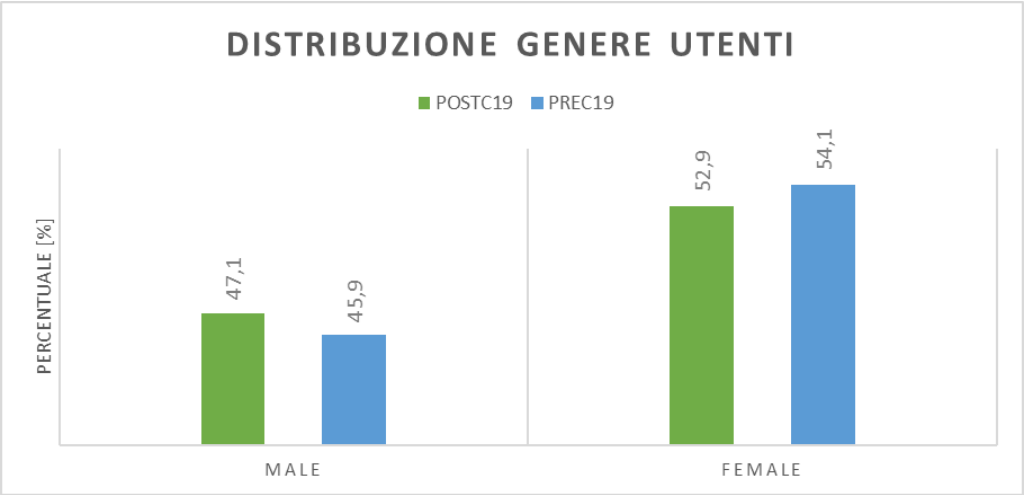


Figura 3.35 distribuzione e variazione nella percentuale di utenti secondo il genere

- **Costruzione delle matrici sul flusso di prenotazioni**

Considerati i risultati delle statistiche descrittive riguardo le località di partenza e di arrivo, si è deciso di approfondire tali analisi per riuscire a tracciare i flussi di partenza/arrivo.

Grazie alla costruzione di due matrici del tipo origine/destinazione siamo ora in grado di visualizzare graficamente i movimenti turistici verso l'Italia nei due periodi di

riferimento.

Per rendere la matrice sintetica e comprensibile si è deciso di suddividere le località di partenza e di arrivo secondo cluster specifici:

Partenze dall'Italia: Nord Italia, Centro Italia, Sud Italia, Isole

Partenze dall'estero: Nord Europa, Centro Europa, Est Europa, Sud Europa, Nord America, Sud America, Africa, Oceania, Asia.

Successivamente è stata creata una seconda versione della matrice, utilizzando come classificazione delle città di partenza quelle ricavate dall'ISTAT e già viste durante le analisi precedenti:

Partenze dall'Italia: Grandi Città, Comuni a vocazione culturale, Comuni a vocazione turistica, Comuni non turistici, Comuni classificati come Borghi Italiani.

Partenze dall'estero: Nord Europa, Centro Europa, Est Europa, Sud Europa, Nord America, Sud America, Africa, Oceania, Asia.

Un ulteriore dettaglio riguarda la classificazione del viaggio in due categorie, INBOUND e OUTBOUND, che si riferiscono rispettivamente ad un viaggio Italia verso Italia e Estero verso Italia.

Per ottenere la seguente riclassifica è stato necessario interpolare i valori del dataset originario con altre base dati, considerati i tempi di computazione si è deciso di operare con un dataset limitato a 500 mila osservazioni per ciascun periodo.

I relativi output sono poi stati esportati su Excel per la creazione grafica delle matrici.

Matrici PreC19

Queste matrici rappresentano i flussi di spostamenti nel periodo pre pandemico, riclassificando le città di arrivo prima secondo le macro regioni italiane (matrice 1), poi secondo le tipologie di comuni turistici individuati dall'ISTAT (matrice 2).

La matrice (3) mostra invece gli stessi risultati della matrice (2) ma aggregando le destinazioni di partenza secondo tre cluster: ITALIA, EUROPA, ed EXTRA UE.

Da una prima analisi si nota come nel periodo pre pandemico i viaggi classificati come inbound (da Italia verso Italia) rappresentavano solamente l'11,39% dei viaggi, di questi il 60% partiva dal Nord, il 26% dal centro , il 7,5% dal Sud e la restante parte dalle Isole Italiane.

Riguardo la tipologia di destinazione, i viaggiatori provenienti dall'Italia si muovevano prevalentemente verso comuni di categoria C (36%), A (33%) e B (26%), i comuni non turistici rappresentavano una quota minimale del totale (<1%), mentre i Borghi occupavano la quota del 3,72%.

Considerando i viaggiatori Europei, una quota tendente al 50% proveniva dall'Europa dell'Ovest, e nel 48% dei casi soggiornava in una grande Città, seguite al 27% dai comuni a vocazione marittima/lacunare/montana.

La quota di viaggiatori Europei che viaggiava verso un Borgo era del 3.90%, di poco superiore in percentuale ai viaggiatori Italiani.

Infine, per quanto riguarda i viaggiatori extra-Europei, la quota maggiore (56%) era composta da viaggiatori provenienti dal nord America, seguiti da Oceania (16%), Asia (14%) e la restante parte divisa tra America Centro/Meridionale e Africa.

Questi viaggiatori prediligevano le grandi Città (65%), mentre visitavano un Borgo nel 2,90% dei casi.

	Arrivi							
Partenza	Nord-ovest	Nord-est	Centro	Isole	Sud	TOT		
Nord-ovest	1,39%	0,78%	1,47%	0,59%	0,48%	4,70%		
Nord-est	0,31%	0,53%	0,75%	0,29%	0,28%	2,16%		
Centro	0,33%	0,47%	1,43%	0,36%	0,45%	3,05%	11,39%	Inbound
Isole	0,08%	0,08%	0,17%	0,26%	0,04%	0,63%		
Sud	0,09%	0,14%	0,30%	0,07%	0,25%	0,85%		
Western Europe	4,46%	4,23%	9,24%	4,52%	2,98%	25,43%		
Eastern Europe	0,83%	1,02%	2,82%	0,76%	0,63%	6,05%		
Central America	0,06%	0,18%	0,78%	0,02%	0,06%	1,09%		
South America	0,22%	0,53%	2,16%	0,15%	0,28%	3,34%		
Asia	0,49%	0,91%	3,34%	0,23%	0,35%	5,32%	88,61%	outbound
Oceania	0,76%	0,97%	2,98%	0,48%	0,84%	6,03%		
Africa	0,07%	0,10%	0,36%	0,03%	0,05%	0,61%		
Northern America	2,19%	3,14%	12,25%	1,07%	2,47%	21,12%		
Northern Europe	2,20%	3,09%	7,03%	1,89%	2,00%	16,21%		
Southern Europe	0,33%	0,61%	1,83%	0,37%	0,27%	3,40%		
TOT	13,81%	16,80%	46,90%	11,07%	11,42%			

Matrice 1 - Pre C19

	Arrivi							
	A	B	C	D	Borgo			
Nord-ovest	1,39%	1,23%	1,91%	0,01%	0,16%	4,70%		
Nord-est	0,74%	0,61%	0,73%	0,01%	0,07%	2,16%		
Centro	1,08%	0,83%	0,99%	0,01%	0,14%	3,05%	11,39%	Inbound
Isole	0,25%	0,13%	0,22%	0,00%	0,02%	0,63%		
Sud	0,34%	0,23%	0,25%	0,00%	0,03%	0,85%		
Western Europe	11,02%	5,40%	7,83%	0,08%	1,09%	25,43%		
Eastern Europe	3,30%	1,12%	1,45%	0,01%	0,16%	6,05%		
Central America	0,90%	0,09%	0,09%	0,00%	0,01%	1,09%		
South America	2,50%	0,34%	0,44%	0,00%	0,05%	3,34%		
Asia	3,92%	0,61%	0,69%	0,01%	0,09%	5,32%	88,61%	outbound
Oceania	3,26%	1,00%	1,47%	0,00%	0,29%	6,03%		
Africa	0,36%	0,11%	0,12%	0,00%	0,02%	0,61%		
Northern America	13,29%	2,99%	4,02%	0,02%	0,80%	21,12%		
Northern Europe	8,35%	2,95%	4,22%	0,04%	0,66%	16,21%		
Southern Europe	2,22%	0,57%	0,55%	0,01%	0,06%	3,40%		
TOT	52,92%	18,22%	24,99%	0,21%	3,66%			

Matrice 2 - Pre C19

Pre C19	Arrivi					
Partenza	A	B	C	D	BORGO	TOT
Nord-ovest	12,17%	10,76%	16,81%	0,09%	1,43%	**41,27%**
Nord-est	6,46%	5,39%	6,45%	0,05%	0,62%	**18,98%**
Centro	9,47%	7,26%	8,67%	0,11%	1,24%	**26,74%**
Isole	2,23%	1,17%	1,92%	0,04%	0,17%	**5,52%**
Sud	2,97%	2,04%	2,20%	0,02%	0,26%	**7,49%**
Subtotale ITALIA	**33,30%**	**26,61%**	**36,05%**	**0,32%**	**3,72%**	
Western Europe	21,57%	10,57%	15,31%	0,16%	2,14%	**49,77%**
Eastern Europe	6,46%	2,19%	2,84%	0,02%	0,35%	**11,84%**
Northern Europe	16,33%	5,77%	8,25%	0,07%	1,28%	**31,73%**
Southern Europe	4,34%	1,11%	1,08%	0,01%	0,12%	**6,66%**
Subtotale EUROPA	**48,70%**	**19,65%**	**27,48%**	**0,27%**	**3,90%**	
Central America	2,42%	0,25%	0,23%	0,00%	0,03%	**2,90%**
South America	6,73%	0,92%	0,32%	0,00%	0,06%	**8,89%**
Asia	10,54%	1,65%	1,87%	0,02%	0,23%	**14,19%**
Oceania	8,78%	2,69%	3,95%	0,01%	0,79%	**16,08%**
Africa	0,97%	0,30%	0,32%	0,00%	0,06%	**1,63%**
Northern America	35,43%	7,86%	11,25%	0,10%	1,75%	**56,30%**
Subtotale EXTRA-UE	**64,86%**	**13,67%**	**17,94%**	**0,14%**	**2,91%**	

Matrice 3 – Pre C19

Matrici PostC19

Queste matrici rappresentano i flussi di spostamenti nel periodo post pandemico, riclassificando le città di arrivo prima secondo le macro regioni italiane (matrice 1), poi secondo le tipologie di comuni turistici individuati dall'ISTAT (matrice 2).

La matrice (3) mostra invece gli stessi risultati della matrice (2) ma aggregando le destinazioni di partenza secondo tre cluster: ITALIA, EUROPA, ed EXTRA UE.

Da una prima analisi si nota come nel periodo post pandemico (fino al 2021) i viaggi classificati come inbound (da Italia verso Italia) rappresentano il 26,5% dei viaggi, di questi il 64% partiva dal Nord, il 25,8% dal centro , il 6% dal Sud e la restante parte dalle Isole Italiane.

Riguardo la tipologia di destinazione, i viaggiatori provenienti dall'Italia si muovevano prevalentemente verso comuni di categoria C (44%), A (21%) e B (29%), i comuni non turistici rappresentavano una quota minimale del totale (<1%), mentre i Borghi occupavano la quota del 5,6%.

Considerando i viaggiatori Europei, la maggioranza (73%) proveniva dall'Europa dell'Ovest, e nel 36% dei casi soggiornava in un comune a vocazione marittima/lacunare/montana, e nel 35% circa dei casi si muoveva verso una grande Città.

La quota di viaggiatori Europei che viaggiava verso un Borgo era del 4.90%, in questo caso inferiore in percentuale rispetto i viaggiatori Italiani.

Infine, per quanto riguarda i viaggiatori extra-Europei, la quota maggiore (69%) è composta da viaggiatori provenienti dal nord America, seguiti da Asia (11,75%), Oceania (6%) e la restante parte divisa tra America Centro/Meridionale e Africa.

Questi viaggiatori, anche se con una quota ridimensionata rispetto al periodo precedente, prediligono ancora le grandi Città (53%), mentre visitavano un Borgo nel 2,80% dei casi.

La quota di viaggiatori Extra Europei "persa" dalle grandi città è confluita infatti verso comuni turistici (17%) e a vocazione storico/culturale (13%).

	Arrivi							
Partenza	**Nord-ovest**	**Nord-est**	**Centro**	**Isole**	**Sud**	TOT		
Nord-ovest	3,53%	1,44%	3,59%	1,75%	1,48%	11,79%		
Nord-est	0,77%	1,14%	1,63%	0,74%	0,78%	5,07%		
Centro	0,79%	0,71%	3,13%	1,04%	1,18%	6,85%	26,48%	Inbound
Isole	0,15%	0,12%	0,19%	0,64%	0,08%	1,19%		
Sud	0,21%	0,18%	0,48%	0,21%	0,50%	1,58%		
Western Europe	11,29%	7,21%	13,94%	6,54%	5,00%	43,97%		
Eastern Europe	0,58%	0,56%	1,15%	0,63%	0,41%	3,33%		
Central America	0,07%	0,06%	0,19%	0,03%	0,04%	0,40%		
South America	0,21%	0,14%	0,34%	0,12%	0,10%	0,91%		
Asia	0,39%	0,25%	0,61%	0,14%	0,17%	1,56%	73,58%	outbound
Oceania	0,18%	0,10%	0,28%	0,14%	0,13%	0,82%		
Africa	0,07%	0,04%	0,10%	0,05%	0,03%	0,29%		
Northern America	1,62%	1,30%	4,46%	0,65%	1,23%	9,27%		
Northern Europe	2,05%	1,36%	3,61%	1,76%	1,55%	10,33%		
Southern Europe	0,49%	0,49%	1,03%	0,37%	0,32%	2,69%		
TOT	22,41%	15,11%	34,71%	14,81%	13,02%			

Matrice 1 – Post C19

	Arrivi							
Partenza	**A**	**B**	**C**	**D**	**Borgo**	TOT		
Nord-ovest	2,22%	3,55%	5,42%	0,03%	0,60%	11,82%		
Nord-est	1,07%	1,53%	2,23%	0,01%	0,26%	5,11%		
Centro	1,58%	1,94%	2,88%	0,04%	0,47%	6,90%	26,58%	Inbound
Isole	0,30%	0,24%	0,57%	0,01%	0,07%	1,18%		
Sud	0,42%	0,40%	0,64%	0,01%	0,09%	1,56%		
Western Europe	13,86%	12,13%	15,94%	0,15%	2,25%	44,33%		
Eastern Europe	1,34%	0,77%	1,03%	0,02%	0,11%	3,27%		
Central America	0,24%	0,06%	0,08%	0,00%	0,01%	0,39%		
South America	0,45%	0,16%	0,23%	0,00%	0,02%	0,87%		
Asia	0,75%	0,30%	0,35%	0,00%	0,05%	1,45%	70,80%	outbound
Oceania	0,30%	0,17%	0,29%	0,00%	0,05%	0,81%		
Africa	0,11%	0,06%	0,10%	0,00%	0,01%	0,28%		
Northern America	4,90%	1,66%	2,20%	0,02%	0,36%	9,14%		
Northern Europe	3,94%	2,27%	3,48%	0,03%	0,54%	10,25%		
Southern Europe	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%		
TOT	31,49%	25,23%	35,44%	0,33%	4,88%			

Matrice 2 – Post C19

Post C19	Arrivi					
Partenza	A	B	C	D	BORGO	TOT
Nord-ovest	8,36%	13,34%	20,39%	0,12%	2,24%	44,51%
Nord-est	4,04%	5,77%	8,40%	0,05%	0,98%	19,14%
Centro	5,94%	7,28%	10,82%	0,16%	1,77%	25,86%
Isole	1,14%	0,89%	2,15%	0,03%	0,26%	4,51%
Sud	1,59%	1,51%	2,40%	0,03%	0,35%	5,97%
	21,07%	28,79%	44,16%	0,38%	5,59%	
Western Europe	22,92%	20,06%	26,35%	0,26%	3,71%	72,89%
Eastern Europe	2,22%	1,27%	1,71%	0,03%	0,18%	5,52%
Northern Europe	6,51%	3,75%	5,76%	0,05%	0,89%	17,13%
Southern Europe	2,21%	0,94%	1,04%	0,01%	0,14%	4,46%
	33,87%	26,02%	34,86%	0,34%	4,92%	
Central America	1,83%	0,49%	0,60%	0,00%	0,09%	3,03%
South America	3,48%	1,24%	1,82%	0,02%	0,19%	6,85%
Asia	5,78%	2,33%	2,72%	0,03%	0,35%	11,75%
Oceania	2,34%	1,32%	2,23%	0,02%	0,35%	6,22%
Africa	0,89%	0,43%	0,78%	0,01%	0,06%	2,18%
Northern America	37,84%	12,84%	16,99%	0,14%	2,80%	69,97%
	52,16%	18,66%	25,14%	0,21%	3,83%	

Matrice 3 – Post C19

Per valutare al meglio le differenze sui flussi di spostamenti nei due periodi di riferimento è stata creata una ulteriore matrice che esprime le differenze in punti percentuali.

I valori sono stati ottenuti sottraendo le percentuali della matrice Post con quelle della matrice Pre.

Considerando la totalità delle prenotazioni (matrici 1 e 2) possiamo affermare che post pandemia c'è stata una contrazione importante delle partenze dal Nord America (11,85 pp), al contrario abbiamo assistito ad un aumento percentuale delle prenotazioni da parte di viaggiatori Europei, oltre che dall'Italia stessa.

Prendendo come esempio le partenze dal Nord America, è interessante come cambi il risultato se invece che considerare le partenze totali considerassimo solo quelle da uno stato Extra UE:

Il peso delle prenotazioni dal Nord America tra quelle Extra UE è infatti del 56% nel periodo pre pandemico, che diventa circa il 70% post C19, tale incidenza è quindi aumentata di 13,7 punti percentuali, segno che considerato il gruppo dei paesi Extra UE l'America del Nord ha sovraperformato in termini di prenotazioni verso l'Italia.

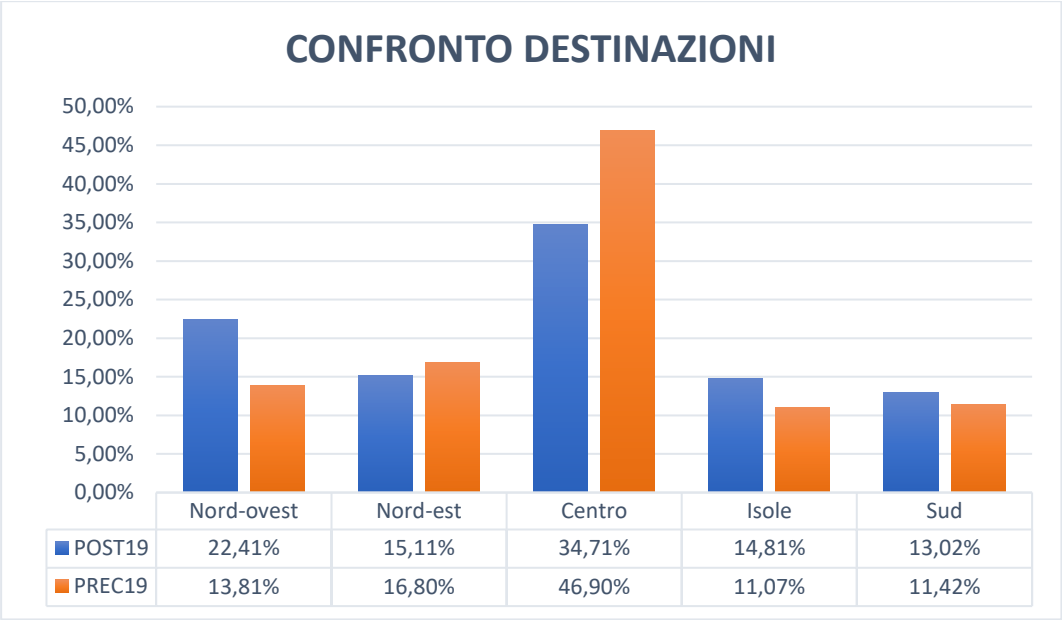
Sempre considerando il gruppo continenti Extra-UE, l'Asia, L'Oceania e il sud America hanno quasi azzerato le prenotazioni verso l'Italia nel periodo post pandemico, con

punto del -70% rispetto il periodo precedente, a conferma della tesi di cui sopra.

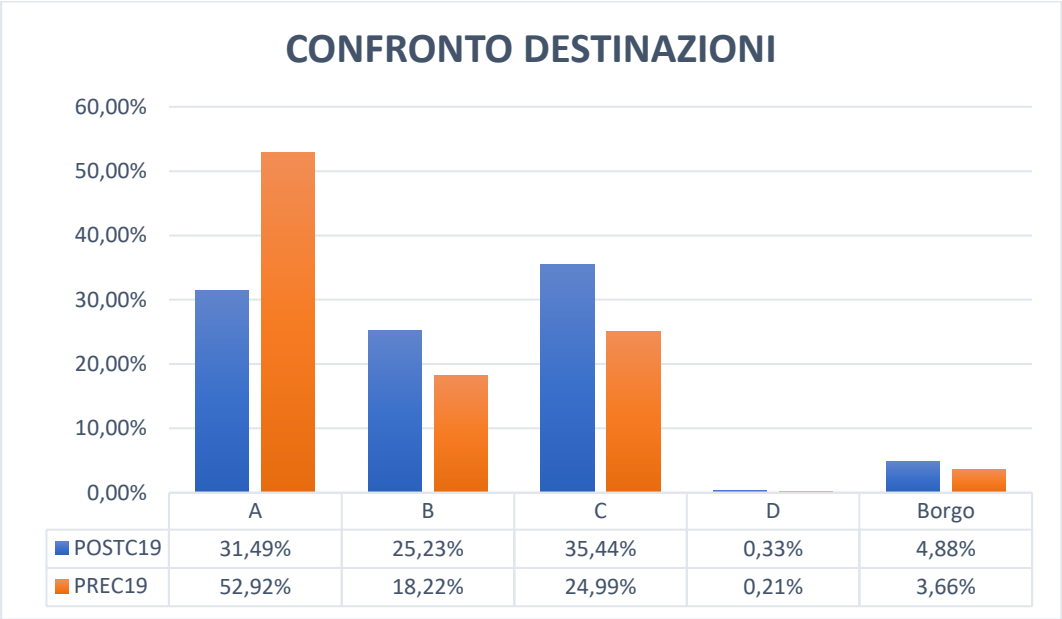
Riprenderemo questi risultati successivamente, cercando di interpretare tali differenze nell'ottica del business di Airbnb.

Delta in punti percentuali	ARRIVI					
PARTENZA	Nord-ovest	Nord-est	Centro	Isole	Sud	TOT
Nord-ovest	1,15	-1,44	0,67	1,47	1,39	3,25
Nord-est	0,15	-0,37	-0,45	0,30	0,54	0,16
Centro	0,08	-1,46	-0,77	0,76	0,51	-0,88
Isole	-0,12	-0,27	-0,76	0,19	-0,05	-1,01
Sud	0,01	-0,60	-0,83	0,19	-0,29	-1,53
Subtotale ITALIA	1,26	-4,14	-2,14	2,91	2,10	
Western Europe	9,99	3,67	5,02	1,99	2,45	23,12
Eastern Europe	-0,65	-1,07	-3,62	-0,44	-0,54	-6,33
Northern Europe	-0,91	-3,79	-7,77	-0,77	-1,36	-14,60
Southern Europe	0,16	-0,38	-1,86	-0,11	0,00	-2,20
Subtotale Europa	8,59	-1,58	-8,23	0,66	0,55	
Central America	0,40	-0,02	-0,62	0,18	0,18	0,12
South America	0,98	-0,37	-3,20	0,52	0,03	-2,05
Asia	1,61	-0,53	-4,33	0,44	0,37	-2,44
Oceania	-0,67	-1,85	-5,86	-0,25	-1,22	-9,86
Africa	0,37	0,01	-0,20	0,25	0,12	0,55
Northern America	6,41	1,47	1,00	2,10	2,68	13,67
Subtotale America	9,10	-1,30	-13,20	3,24	2,17	

Delta in punti percentuali	ARRIVI					
PARTENZA	A	B	C	D	BORGHI	TOT
Nord-ovest	-3,81	2,58	3,58	0,03	0,81	3,25
Nord-est	-2,42	0,38	1,95	0,00	0,36	0,16
Centro	-3,53	0,02	2,15	0,04	0,53	-0,88
Isole	-1,09	-0,28	0,23	-0,01	0,09	-1,01
Sud	-1,38	-0,53	0,20	0,00	0,08	-1,53
Subtotale ITALIA	-12,23	2,18	8,11	0,06	1,87	
Western Europe	1,36	9,49	11,04	0,09	1,57	23,12
Eastern Europe	-4,25	-0,93	-1,13	0,00	-0,17	-6,33
Northern Europe	-9,82	-2,02	-2,50	-0,02	-0,40	-14,60
Southern Europe	-2,12	-0,17	-0,04	0,00	0,01	-2,20
Subtotale Europa	-14,83	6,37	7,37	0,07	1,02	
Central America	-0,59	0,25	0,37	0,00	0,06	0,12
South America	-3,25	0,32	1,50	0,02	0,13	-2,05
Asia	-4,76	0,68	0,85	0,02	0,12	-2,44
Oceania	-6,43	-1,37	-1,72	0,00	-0,44	-9,86
Africa	-0,09	0,13	0,47	0,01	0,00	0,55
Northern America	2,41	4,98	5,74	0,03	1,05	13,67
Subtotale America	-12,70	4,99	7,20	0,08	0,92	



	Nord-ovest	Nord-est	Centro	Isole	Sud
POST19	22,41%	15,11%	34,71%	14,81%	13,02%
PREC19	13,81%	16,80%	46,90%	11,07%	11,42%



	A	B	C	D	Borgo
POSTC19	31,49%	25,23%	35,44%	0,33%	4,88%
PREC19	52,92%	18,22%	24,99%	0,21%	3,66%

3.3 ANALISI PREDITTIVA MEDIANTE REGRESSIONE

Procedendo con le analisi di tipo statistico, la raccolta di tutte le osservazioni è stata suddiviso in tre dataset, rispettivamente facenti riferimento alle prenotazioni dell'anno 2019, 2020 e 2021, ottenendo così rispettivamente:

- N. 836298 record – anno 2019
- N. 362567 record – anno 2020
- N. 604849 record – anno 2021

Concentrandosi sulla variabile che analizza la tendenza ad effettuare una prenotazione verso una meta di tipo 'BORGO', descritta in precedenza al cap. [mettere riferimento al capitolo/sotto-capitolo], sono state realizzate alcune analisi statistiche mediante regressioni di tipo logistico.

Questo tipo di analisi predittiva è stata adottata siccome la variabile dipendente ("Flag_Borgo") è di tipo dicotomico (1 = prenotazione di tipo Borgo; 0 = prenotazione di tipo non-Borgo). Si vuole quindi indagare, per ciascuno dei tre anni considerati, la relazione tra questa informazione e le seguenti variabili indipendenti:

- Anzianità dell'account (X_1)
- Distanza tra luogo di partenza e di destinazione (prenotazione) (X_2)
- Sesso (X_3)
- Variabili di Hofstede ($X_4, X_5, X_6, X_7, X_8, X_9$)

In particolare, le variabili indipendenti "Anzianità" e "Distanza" sono state sottoposte a una trasformazione logaritmica per poter modellare le relazioni tra queste e la variabile dipendente in termini percentuali. A seguito di questa elaborazione, quindi, l'equazione che descrive le regressioni studiate è di tipo lineare-log.

$$O = \frac{p}{1-p}$$

Su tutti i database ottenuti, sono state studiate anche le relazioni tra le variabili dipendenti D1 (Prenotazioni in località di tipo Turistico), D2 (Prenotazioni in località di tipo Grandi Città), D3 (Prenotazioni in località di tipo non Turistico) e le variabili indipendenti $X_1 - X_9$.

3.3.1 Pre-Covid19

<u>Variabile dipendente: Flag Borgo</u>

Logistic regression		Number of obs	= 836,298
		LR chi2(9)	= 1436.97
		Prob > chi2	= 0.0000
Log likelihood = -116817.24		Pseudo R2	= 0.0061

Flag_Borgo	Odds Ratio	Std. Err.	z	P>|z|	[95% Conf.	Interval]
LogSeniority	1.240318	.0183756	14.54	0.000	1.20482	1.276861
Gender	.9552949	.0120451	-3.63	0.000	.9319761	.979197
LogDistance	1.135929	.0176353	8.21	0.000	1.101885	1.171025
pdi	.9927618	.0007476	-9.65	0.000	.9912977	.9942281
idv	1.016124	.0006692	24.29	0.000	1.014813	1.017436
mas	.9950489	.0004738	-10.42	0.000	.9941207	.995978
uai	1.00368	.0006742	5.47	0.000	1.002359	1.005002
ltowvs	1.007471	.0005024	14.93	0.000	1.006487	1.008456
ivr	.995993	.0006603	-6.06	0.000	.9946997	.9972881
_cons	.0044016	.0005635	-42.39	0.000	.0034249	.0056569

Note: **_cons** estimates baseline odds.

Per l'anno 2019, mediante la prima analisi predittiva di regressione logistica, si nota come la relazione tra le variabili indipendenti e la probabilità di scegliere come destinazione una località di tipo 'Borgo' risulti statisticamente significativa secondo lo z-test. (p_value < 0.05).

In particolare, ad un aumento di 10 volte della variabile Anzianità ("LogSeniority"), corrisponda un aumento del 24,03% dell'odds associato alla prenotazione di una meta di

tipo Borgo. Allo stesso modo si evince che ad un aumento di 10 volte della variabile distanza ("LogDistance") si prevede un aumento del 13,59% dell'odds associato alla scelta di un borgo. L'odds relativo alla prenotazione di una località di questo tipo, inoltre, diminuisce del 4,47% nel caso in cui l'utente sia un maschio, rispetto al sesso opposto.

L'OR nel caso in cui si consideri la relazione tra le variabili di Hosftede e la variabile indipendente "Flag_Borgo", non si discosta in maniera evidente dal valore unitario per cui si può affermare che una variazione delle prime non provochi un sostanziale cambiamento della probabilità di scelta del borgo.

<u>Variabile dipendente: D1 – Località turistica</u>

```
Logistic regression                               Number of obs     =    836,298
                                                  LR chi2(9)        =   55830.71
                                                  Prob > chi2       =     0.0000
Log likelihood = -550884.56                       Pseudo R2         =     0.0482
```

D1	Odds Ratio	Std. Err.	z	P>|z|	[95% Conf.	Interval]
LogSeniority	1.091123	.0052432	18.15	0.000	1.080894	1.101448
Gender	1.067201	.004862	14.28	0.000	1.057715	1.076774
LogDistance	.636591	.0036326	-79.14	0.000	.6295108	.6437508
pdi	.9882927	.0002472	-47.08	0.000	.9878084	.9887773
idv	1.011938	.0002034	59.04	0.000	1.011539	1.012336
mas	.9959792	.0001762	-22.77	0.000	.9956338	.9963246
uai	1.004695	.0002113	22.27	0.000	1.004281	1.005109
ltowvs	1.006911	.000174	39.85	0.000	1.00657	1.007252
ivr	.9878347	.000229	-52.80	0.000	.987386	.9882836
_cons	3.072921	.1350405	25.55	0.000	2.819325	3.349328

Note: **_cons** estimates baseline odds.

Per quanto riguarda la relazione tra prenotazione in località di tipo Turistico (classificata su base ISTAT), si nota che ad un aumento di 10 volte della variabile anzianità, corrisponde un aumento del 9,11% dell'odds relativo al fatto che venga riservato un pernottamento in questo tipo di destinazione. Al contrario, un aumento di 10 volte della variabile distanza, si prevede provochi una diminuzione del 36,35% dell'odds di questo genere di prenotazione. La variabile "Gender" invece, evidenzia come si

prevede un aumento del 6,72% in questa direzione, nel caso in cui l'utente sia maschio piuttosto che femmina.

Alcune delle variabili di Hofstede (idv,uai,ltowvs) contribuiscono positivamente alla variazione di probabilità di scelta di una meta di tipo turistico, mentre le altre 3 evidenziano il trend contrario. L'OR, per tutte e 6 le variabili oscilla attorno al valore unitario, per cui l'entità di questa relazione non è di grande rilevanza.

Variabile dipendente: D2 – Località di tipo "grande città"

Logistic regression

Number of obs	=	836,298
LR chi2(9)	=	56722.69
Prob > chi2	=	0.0000
Pseudo R2	=	0.0490

Log likelihood = -550222.93

D2	Odds Ratio	Std. Err.	z	P>|z|	[95% Conf.	Interval]
LogSeniority	.917012	.0044101	-18.01	0.000	.9084091	.9256965
Gender	.9349938	.0042633	-14.74	0.000	.9266752	.943387
LogDistance	1.578162	.0090241	79.79	0.000	1.560573	1.595948
pdi	1.011793	.0002532	46.85	0.000	1.011297	1.01229
idv	.9880492	.0001987	-59.80	0.000	.9876599	.9884386
mas	1.004144	.0001778	23.35	0.000	1.003795	1.004492
uai	.9952468	.0002093	-22.65	0.000	.9948366	.9956572
ltowvs	.9930428	.0001718	-40.36	0.000	.9927061	.9933795
ivr	1.012347	.0002349	52.88	0.000	1.011887	1.012808
_cons	.3220412	.0141661	-25.76	0.000	.2954394	.3510382

Note: _cons estimates baseline odds.

Questa volta, ad un aumento di 10 volte della variabile LogSeniority, corrisponde una diminuzione dell'8,30 % dell'odds associato alla prenotazione di un soggiorno presso una grande città (D2); per lo stesso trend della variabile "LogDistance", si prevede un aumento del 57,81% dell'odds. L'odds relativo a questo evento diminuisce del 6,51% se l'utente è maschio. L'unica variabile di Hofstede la cui variazione influenza la probabilità che venga scelta una grande città è "ivr".

Variabile dipendente: D3 – Località non turistica

```
Logistic regression                               Number of obs     =    836,298
                                                  LR chi2(9)        =     499.43
                                                  Prob > chi2       =     0.0000
Log likelihood = -15153.003                       Pseudo R2         =     0.0162
```

D3	Odds Ratio	Std. Err.	z	P>|z|	[95% Conf.	Interval]
LogSeniority	.9338742	.0396128	-1.61	0.107	.8593744	1.014833
Gender	1.196258	.0508768	4.21	0.000	1.100585	1.300249
LogDistance	.765432	.0355473	-5.76	0.000	.6988374	.8383727
pdi	1.002473	.0026233	0.94	0.345	.9973449	1.007628
idv	1.017896	.0023413	7.71	0.000	1.013317	1.022495
mas	.988552	.0015793	-7.21	0.000	.9854615	.9916523
uai	1.009165	.0024476	3.76	0.000	1.004379	1.013973
ltowvs	1.013601	.0016885	8.11	0.000	1.010297	1.016916
ivr	.9962753	.0021216	-1.75	0.080	.9921258	1.000442
_cons	.0009626	.0003747	-17.84	0.000	.0004489	.0020643

Note: **_cons** estimates baseline odds.

L'ultima regressione studiata per l'anno 2019 valuta la relazione tra la prenotazione in una località non turistica e le variabili indipendenti selezionate. Se la variabile anzianità aumenta di 10 volte, si prevede una diminuzione del 6,62% dell'odds relativo alla scelta di una meta non turistica: in questo caso però lo z-test conduce a un p_value maggiore di 0.05, per cui la relazione tra LogSeniority e probabilità di scelta della meta di tipo non turistico, non è significativa. L'odds, inoltre, diminuisce del 23,46% nel caso in cui la variabile distanza aumenti di 10 volte. Infine, se si tratta di utente maschio, l'odds dell'evento aumenta del 19%.

‘

3.3.2 Post-C19

Variabile dipendente: Flag Borgo

```
Logistic regression                               Number of obs     =    362,567
                                                  LR chi2(7)        =     685.26
                                                  Prob > chi2       =     0.0000
Log likelihood = -61113.951                       Pseudo R2         =     0.0056
```

Flag_Borgo	Odds Ratio	Std. Err.	z	P>|z|	[95% Conf.	Interval]
LogSeniority	1.767818	.0660349	15.25	0.000	1.643016	1.902099
Gender	.9574736	.0161978	-2.57	0.010	.926247	.9897529
LogDistance	1.132909	.0202122	6.99	0.000	1.093978	1.173225
idv	1.018896	.0011899	16.03	0.000	1.016566	1.021231
mas	1.003747	.0006773	5.54	0.000	1.00242	1.005075
uai	1.006317	.0006942	9.13	0.000	1.004957	1.007679
ltowvs	1.008076	.0007298	11.11	0.000	1.006646	1.009507
_cons	.0003914	.000081	-37.93	0.000	.0002609	.0005871

Note: **_cons** estimates baseline odds.

Ripentendo l'analisi di regressione per studiare le relazioni tra variabili indipendenti e la probabilità di scegliere una destinazione di tipo "Borgo", per l'anno 2020, è emerso come queste siano tutte statisticamente significative (p_value <0.05). Osservando puntualmente la variabile indipendente "LogSeniority", ad un aumento di 10 volte di questa, l'odds relativo all'evento di prenotazione del un soggiorno in un borgo, aumenta del 76,78%. La stessa tendenza si evidenzia per la variabile distanza: se aumenta di 10 volte, causa un aumento del 13,30% dell'odds dell'evento. La variabile sesso, influenza negativamente la variazione di percentuale di prenotazione di un borgo: nel caso l'utente sia maschio, l'odds diminuisce del 4,26%.

Le variabili di Hosftede restituiscono invece un OR che si attesta pari a 1, quindi non influenzano la probabilità di scegliere questo tipo di vacanza.

Variabile dipendente: D1 – Località turistica

```
Logistic regression                               Number of obs     =    362,567
                                                  LR chi2(9)        =   16566.94
                                                  Prob > chi2       =     0.0000
Log likelihood = -219446.13                       Pseudo R2         =     0.0364
```

D1	Odds Ratio	Std. Err.	z	P>|z|	[95% Conf.	Interval]
LogSeniority	1.535415	.0201443	32.68	0.000	1.496436	1.575409
Gender	.9998419	.0072941	-0.02	0.983	.9856473	1.014241
LogDistance	.8396081	.0069324	-21.17	0.000	.8261302	.8533058
idv	1.016508	.0003958	42.05	0.000	1.015733	1.017284
pdi	.9871138	.0004642	-27.58	0.000	.9862045	.988024
mas	1.00084	.0003209	2.62	0.009	1.000211	1.001469
uai	1.004068	.0004241	9.61	0.000	1.003238	1.0049
ltowvs	1.007454	.0003026	24.73	0.000	1.006861	1.008048
ivr	.98181	.0003644	-49.46	0.000	.9810959	.9825245
_cons	.5193871	.0425773	-7.99	0.000	.442296	.6099151

Note: **_cons** estimates baseline odds.

Circa le relazioni tra variabili indipendenti e prenotazione in località di tipo Turistico (classificata su base ISTAT), si conferma la significatività statistica di queste (p_value <0).

In particolare, ad un aumento di 10 volte della variabile anzianità, corrisponde un aumento del 53,54% dell'odds relativo al pernottamento in questo tipo di destinazione. Al contrario, un aumento di 10 volte della variabile distanza, si prevede provochi una diminuzione del 16,04% dell'odds dell'evento. La variabile "Gender" invece, non esercita influenza circa la probabilità di prenotare una meta di tipo turistico, siccome il suo OR si attesta pari a 0.99.

Alcune delle variabili di Hofstede (idv,mas,uai,ltowvs) contribuiscono positivamente alla variazione di probabilità di scelta di una meta di tipo turistico, mentre pdi e ivr evidenziano il trend contrario. Sia nel caso di influenza positiva che negativa, però, l'entità di questa è circa trascurabile (la variazione di 1 unità in ivr, ad esempio, causa una diminuzione dell'1,89 % della probabilità di scelta di meta turistica).

Variabile dipendente: D2 – Località turistica

```
Logistic regression                               Number of obs     =    362,567
                                                  LR chi2(9)        =   16809.35
                                                  Prob > chi2       =     0.0000
Log likelihood = -218328.11                       Pseudo R2         =     0.0371
```

D2	Odds Ratio	Std. Err.	z	P>|z|	[95% Conf.	Interval]
LogSeniority	.6472573	.0085103	-33.09	0.000	.6307905	.6641539
Gender	1.001044	.0073278	0.14	0.887	.9867844	1.01551
LogDistance	1.191324	.0098805	21.11	0.000	1.172115	1.210848
idv	.983537	.0003833	-42.59	0.000	.982786	.9842886
pdi	1.013114	.000477	27.67	0.000	1.012179	1.014049
mas	.9991801	.0003209	-2.55	0.011	.9985514	.9998092
uai	.9958807	.000421	-9.76	0.000	.995056	.9967062
ltowvs	.9926271	.0002987	-24.59	0.000	.9920418	.9932127
ivr	1.018818	.0003792	50.09	0.000	1.018075	1.019562
_cons	1.932045	.1586917	8.02	0.000	1.64476	2.26951

Note: **_cons** estimates baseline odds.

Studiando le relazioni tra variabili indipendenti e la probabilità di scegliere una meta di tipo grande città, si nota come le variabili “Gender” e la variabile di Hofstede “mas”, non sono statisticamente significative per indagare questo comportamento (p_value > 0,05).

Si osserva inoltre come la variabile Anzianità (“LogSeniority”), influenzi negativamente la variazione di probabilità che si scelga una meta di questo tipo: un aumento di 10 volte della variabile indipendente, causa una diminuzione del 35,28% dell’odds associato all’evento. Osservando la relazione tra Distanza e probabilità di scelta di una grande città, si può affermare che anche questa sia positiva: si prevede che se la distanza è 10 volte maggiore, l’odds aumenti del 19,13%.

Ancora una volta i valori di OR ottenuti dall’analisi della relazione tra variabili di Hofstede e probabilità di scelta di tipo D2, si attestano in corrispondenza di valore unitario.

<u>Variabile dipendente: D3 – Località non turistiche</u>

```
Logistic regression                               Number of obs     =    362,567
                                                  LR chi2(9)        =      57.65
                                                  Prob > chi2       =     0.0000
Log likelihood = -8706.9447                       Pseudo R2         =     0.0033
```

D3	Odds Ratio	Std. Err.	z	P>|z|	[95% Conf.	Interval]
LogSeniority	1.291168	.1438975	2.29	0.022	1.037812	1.606376
Gender	.9496383	.0525465	-0.93	0.350	.8520372	1.05842
LogDistance	1.096487	.0660529	1.53	0.126	.9743761	1.233901
idv	1.016617	.0038297	4.37	0.000	1.009138	1.024151
pdi	.9984858	.0044499	-0.34	0.734	.9898022	1.007246
mas	.996616	.0027356	-1.23	0.217	.9912688	1.001992
uai	1.005949	.0041861	1.43	0.154	.9977783	1.014187
ltowvs	.9993945	.0025677	-0.24	0.814	.9943746	1.00444
ivr	.9883551	.0030449	-3.80	0.000	.9824051	.9943412
_cons	.0005797	.0004045	-10.68	0.000	.0001477	.0022759

Note: **_cons** estimates baseline odds.

Affrontando il caso di scelta di tipo D3 (località non turistica), si evidenzia che tra le relazioni fino ad ora studiate, solo 2 siano statisticamente significative (p_value > 0,05). Queste sono idv e ivr: la prima influenza in maniera leggermente positiva la probabilità di scegliere una meta non turistica, mentre il secondo manifesto comportamento opposto.

4 RISULTATI

Nei capitoli dedicati alle analisi descrittive, e successivamente con test di regressione, sono stati presentati i risultati in termini numerici.

L'obiettivo è ora quello di riprendere i risultati ottenuti, studiarne le implicazioni verso il modello di business di AirBnb, e teorizzare alcune tendenze che potrebbero essere interpretate come macro-trend per il turismo digitale post pandemia.

Il primo obiettivo prefissato, mira a studiare il comportamento di alcune variabili caratteristiche del viaggiatore nei due periodi di riferimento.

A valle dei risultati ottenuti possiamo individuare le seguenti metriche:

1) Anzianità Account
2) Genere
3) Reddito
4) Distanza dalla località di arrivo

Come si evince dalla statistica descrittiva, non tutte queste variabili hanno avuto variazioni significative nei due periodi di riferimento (ad esempio, il genere e il reddito illustrate dalle figure 3.6 e 3.15).

Al contrario, lo studio della variabile che rappresenta l'anzianità dell'account, indica come l'anzianità media sia aumentata del 77% rispetto al periodo pre-pandemico.

Studiando il modello di business di AirBnb notiamo come l'anzianità degli account possa variare nel tempo secondo due effetti:

- Naturale invecchiamento dello stock di account esistenti
- Nuovi account aperti per ciascun periodo

La crescita del 77% dell'anzianità media degli account nel periodo post pandemico potrebbe essere quindi spiegata sia da un minore tasso di crescita dei nuovi account dovuto alle restrizioni, sia da una maggiore propensione a viaggiare per gli account "datati", e quindi più fidelizzati alla piattaforma.

È da notare come la società Airbnb non pubblichi dal 2018 i dati relativi allo stock di account attivi presenti in piattaforma, quindi risulta impossibile depurare il singolo contributo dei due effetti stimati (minor tasso crescita e maggior propensione al viaggio per gli account fidelizzati).

Alla luce del risultato ottenuto, possiamo ipotizzare che una valida strategia da seguire in momenti di crisi sia quella di concentrare l'attenzione verso i clienti già fidelizzati, sia in termini di anzianità che in termini di prenotazioni pregresse, piuttosto che ricercare nuovi clienti, il cui costo di acquisizione potrebbe risultare elevato rispetto ai potenziali ricavi attesi nel breve periodo.

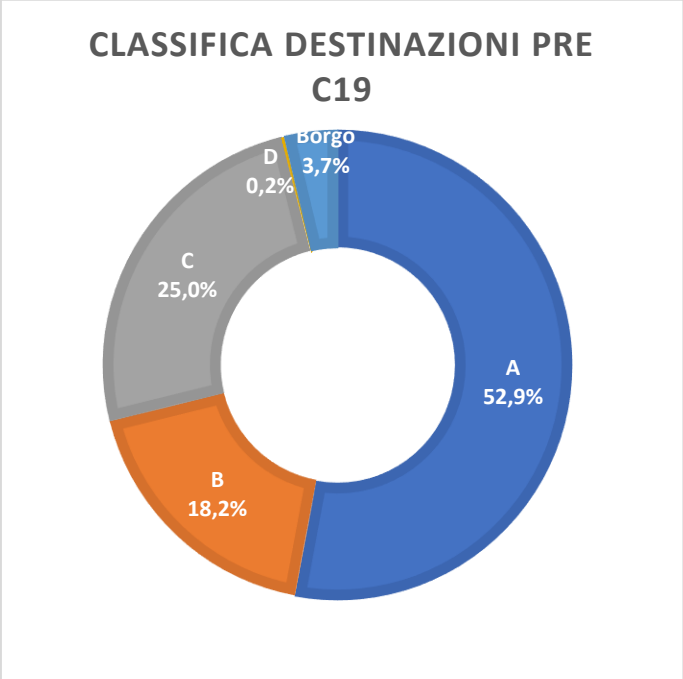
Tornando alla variabile “distanza dalla località di arrivo”, notiamo come questa sia diminuita in media del 48% nel periodo post pandemico, con i viaggi sopra i 7500km considerati dal modello statistico come outliers.

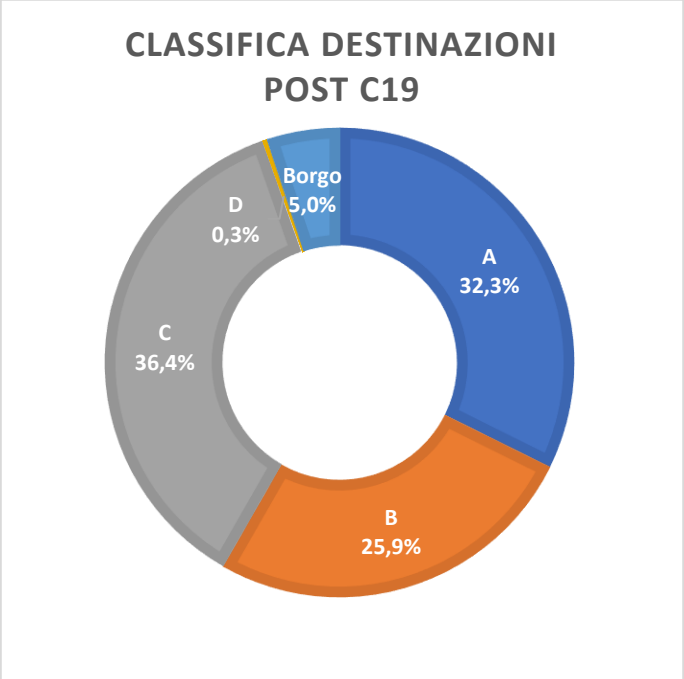
Sicuramente a questo risultato hanno influito in maniera decisa le numerose limitazioni agli spostamenti, ma il trend rimane costante anche per tutto il periodo 2021 dove le restrizioni stavano giungendo al termine in molti paesi.

In termini di impatto sul business model di AirBnb potremmo teorizzare che anche in questo caso una scelta vincente potrebbe essere quella di incentivare i viaggi infra-nazione o tra paesi confinanti, magari alla scoperta di mete poco usuali ma con potenziale.

In questo senso, la seconda domanda di ricerca mirava a trovare nei dati una validazione della tesi secondo la quale, il trend ascendente del turismo post pandemico, fosse quello relativo ai viaggi considerati sostenibili, e alla sperimentazione di esperienze non convenzionali.

Come analizzato nel dettaglio durante le statistiche descrittive, è chiaro il trend che vede nel periodo post Covid19 la % di viaggi verso le grandi Città contrarsi del 33,6%, e al contrario una forte ascesa delle mete marittime (+62,4%), lacuali (+55,5%) e montane (+39,2%), come illustrato dalla figura 4.1.





Un viaggio che può essere definito sicuramente non convenzionale è quello verso una località classificata con Borgo, anche in questo caso riscontriamo un aumento del 40% rispetto al periodo pre pandemico.

Come rivela l'analisi sulle matrici origine/destinazione, questi risultati sono in parte frutto della drastica riduzione del numero totale dei viaggi, soprattutto da parte del turismo internazionale verso le grandi città Italiane, ma sono anche un chiaro esempio di una "nuova normalità" che si sta imponendo, dove la natura, la sicurezza e la sostenibilità sono variabili sempre più fondamentali nella scelta di una destinazione.

Figura 4.1 Distribuzione delle località di arrivo secondo la classificazione ISTAT nei due periodi di riferimento

Una ulteriore evidenza a supporto del fatto che le preferenze dei viaggiatori stanno subendo un cambiamento, ci arriva sempre dalle analisi effettuate attraverso le matrici origine/destinazione, approfondite nel capitolo 3.2.

Se consideriamo i soli viaggiatori provenienti da paesi esteri, possiamo notare come essi abbiano viaggiato molto meno verso le grandi città Italiane, (-14,8pp per i turisti Europei e -12,70Pp per quelli Extra Europei), aumentando di contro la quota di pernottamenti verso le località turistiche e di interesse storico.

Questo dato dimostra che anche a fronte di una diminuzione del numero totale di turisti esteri, quelli che sono riusciti ad affrontare il viaggio hanno preferito mete diverse rispetto al passato, validando le tesi proposte dalla letteratura scientifica.

Delta in punti percentuali	ARRIVI					
PARTENZA	A	B	C	D	BORGHI	TOT
Nord-ovest	-3,81	2,58	3,58	0,03	0,81	3,25
Nord-est	-2,42	0,38	1,95	0,00	0,36	0,16
Centro	-3,53	0,02	2,15	0,04	0,53	-0,88
Isole	-1,09	-0,28	0,23	-0,01	0,09	-1,01
Sud	-1,38	-0,53	0,20	0,00	0,08	-1,53
Subtotale ITALIA	-12,23	2,18	8,11	0,06	1,87	
Western Europe	1,36	9,49	11,04	0,09	1,57	23,12
Eastern Europe	-4,25	-0,93	-1,13	0,00	-0,17	-6,33
Northern Europe	-9,82	-2,02	-2,50	-0,02	-0,40	-14,60
Southern Europe	-2,12	-0,17	-0,04	0,00	0,01	-2,20
Subtotale Europa	-14,83	6,37	7,37	0,07	1,02	
Central America	-0,59	0,25	0,37	0,00	0,06	0,12
South America	-3,25	0,32	1,50	0,02	0,13	-2,05
Asia	-4,76	0,68	0,85	0,02	0,12	-2,44
Oceania	-6,43	-1,37	-1,72	0,00	-0,44	-9,86
Africa	-0,09	0,13	0,47	0,01	0,00	0,55
Northern America	2,41	4,98	5,74	0,03	1,05	13,67
Subtotale America	-12,70	4,99	7,20	0,08	0,92	

Figura 4.2 Variazione espressa in punti percentuali della distribuzione dei flussi partenza/arrivo nei due periodi di riferimento

Proseguendo, ci siamo chiesti se qualcuna delle variabili incontrate durante la statistica descrittiva avesse un effetto significativo sulla probabilità di scegliere una specifica destinazione, in particolare le analisi si sono concentrate sulle destinazioni di tipo “Borgo”, per poi analizzare anche altre tipologie.

Per arricchire le analisi abbiamo inoltre aggiunto al modello le sei variabili di Hofstede, che rappresentano altrettanti caratteri distintivi comuni a livello regionale e nazionale, capaci di influenzare il comportamento e le abitudini delle persone.

La metodologia utilizzata per rispondere alla domanda di ricerca comprende una serie di regressioni logistiche (in quanto la variabile dipendente è sempre di tipo binario), analizzate nel dettaglio durante il capitolo precedente.

Per il periodo pre pandemico, mediante la prima analisi predittiva di regressione logistica, si nota come la relazione tra le variabili indipendenti e la probabilità di scegliere come destinazione una località di tipo 'Borgo' risulti statisticamente significativa secondo lo z-test. (p_value < 0.05).

In particolare, ad un aumento di 10 volte della variabile Anzianità ("LogSeniority"), corrisponde un aumento del 24,03% dell'odds associato alla prenotazione di una meta di tipo Borgo. Allo stesso modo si evince che ad un aumento di 10 volte della variabile distanza ("LogDistance") si prevede un aumento del 13,59% dell'odds associato alla scelta di un borgo. L'odds relativo alla prenotazione di una località di questo tipo, inoltre, diminuisce del 4,47% nel caso in cui l'utente sia un maschio, rispetto al sesso opposto.

L'OR nel caso in cui si consideri la relazione tra le variabili di Hosftede e la variabile indipendente "Flag_Borgo", non si discosta in maniera evidente dal valore unitario per cui si può affermare che una variazione delle prime non provochi un sostanziale cambiamento della probabilità di scelta del borgo.

Riguardo il periodo post pandemico, è emerso come le variabili precedenti siano ancora tutte statisticamente significative (p_value <0.05). Osservando puntualmente la variabile indipendente "LogSeniority", ad un aumento di 10 volte di questa, l'odds relativo all'evento di prenotazione del un soggiorno in un borgo, aumenta del 76,78%. La stessa tendenza si evidenzia per la variabile distanza: se aumenta di 10 volte, causa un aumento del 13,30% dell'odds dell'evento. La variabile sesso, influenza negativamente la variazione di percentuale di prenotazione di un borgo: nel caso l'utente sia maschio, l'odds diminuisce del 4,26%.

Le variabili di Hosftede restituiscono anche in questo caso un OR che si attesta pari a 1, quindi non influenzano la probabilità di scegliere questo tipo di vacanza.

Passando alla probabilità di viaggiare verso una meta considerata come "grande città", i risultati pre covid19 ci indicano che ad un aumento di 10 volte della variabile LogSeniority, corrisponde una diminuzione dell'8,30 % dell'odds associato alla prenotazione

di un soggiorno presso una grande città (D2); per lo stesso trend della variabile “LogDistance”, si prevede un aumento del 57,81% dell’odds. L’odds relativo a questo evento diminuisce del 6,51% se l’utente è maschio. L’unica variabile di Hofstede la cui variazione influenza la probabilità che venga scelta una grande città è “ivr”

Per il periodo post pandemico, Si osserva inoltre come la variabile Anzianità (“LogSeniority”), influenzi negativamente la variazione di probabilità che si scelga una meta di questo tipo: un aumento di 10 volte della variabile indipendente, causa una diminuzione del 35,28% dell’odds associato all’evento, un effetto maggiore rispetto al periodo precedente. Osservando la relazione tra Distanza e probabilità di scelta di una grande città, si può affermare che anche questa sia positiva: si prevede che se la distanza è 10 volte maggiore, l’odds aumenti del 19,13%, contro il 57,81% del periodo precedente, in accordo con i risultati ottenuti tramite statistica descrittiva, che vedevano una quota minore di viaggiatori “lontani”, soggiornare nelle grandi città durante il periodo post pandemico.

Infine, considerando la probabilità di soggiornare in una località statistica, le analisi ci indicano come per il periodo pre pandemico, ad un aumento di 10 volte della variabile LogSeniority, corrisponda una diminuzione dell’8,30 % dell’odds associato alla prenotazione di un soggiorno presso una grande città (D2); per lo stesso trend della variabile “LogDistance”, si prevede un aumento del 57,81% dell’odds. L’odds relativo a questo evento diminuisce del 6,51% se l’utente è maschio. L’unica variabile di Hofstede la cui variazione influenza la probabilità che venga scelta una grande città è “ivr”.

Nel periodo successivo, ad un aumento di 10 volte della variabile anzianità, corrisponde un aumento del 53,54% dell’odds relativo al pernottamento in questo tipo di destinazione, in linea con quanto teorizzato a partire dalla statistica descrittiva, l contrario, un aumento di 10 volte della variabile distanza, si prevede provochi una diminuzione del 16,04% dell’odds dell’evento. La variabile “Gender” invece, non esercita influenza circa la probabilità di prenotare una meta di tipo turistico, siccome il suo OR si attesta pari a 0.99.

5 CONCLUSIONI

Questo studio, che si basa sull'analisi empirica dei dati, può essere utilizzato come linea guida da parte di un attore coinvolto nel settore del turismo digitale, o da AirBnb stessa, per comprendere quali sono gli effetti di uno shock esogeno sul proprio business model.

La pandemia è infatti un evento imprevedibile che coinvolge tutti gli stakeholders, dai clienti agli host, imparare a comprenderne gli effetti è fondamentale per rendere la propria attività resiliente ad eventi di questo tipo, basti pensare alle calamità naturali o altri eventi geopolitici.

Soprattutto in condizioni di crisi, dove le risorse economiche sono limitate, è importante saper investire nei segmenti di mercato più profittevoli e dai quali trarre un profitto immediato, questo lavoro di ricerca, grazie alla divisione in cluster delle destinazioni e allo studio delle variabili che caratterizzano la clientela, ha cercato di agire in questo senso, studiando le combinazioni di cliente-destinazione che meglio hanno performato nel periodo considerato.

Inoltre, si è cercato di individuare quelli che saranno i futuri trend del turismo, nati dalle nuove esigenze emerse a seguito della pandemia, ma che con buona probabilità continueranno ad avere un impatto rilevante sul turismo del futuro.

BIBLIOGRAFIA

AFP (2020). COVID-19: le modèle Airbnb «prend une claque». Retrieved November 6, 2020, from

https://www.lesoleil.com/affaires/covid-19-le-modele-airbnb-prend-uneclaque-b28d60527ee19aadc1303bec1d7f445f.

Airbnb (2016). About us. Airbnb.com. https://www.airbnb.com/about/about-us

Airbnb (2020). A Message from Co-Founder and CEO Brian Chesky. Retrieved October 18, 2020, from https://news.airbnb.com/a-message-from-co-founder-and-ceo-brianchesky.

Airbnb (2020). Fast facts, https://press.airbnb.com/fast-facts/ acced date 21.4.2020.

Airbnb, Inc. (2019). Responsible hosting in Spain. Retrieved April 20, 2019, from Airbnb: https://www.airbnb.com/help/article/1388/responsible-hosting-in-spain#city.

AirDNA (2020). COVID-19 Data Center. Available online at https://www. 504 airdna.co/covid-19-data-center(Accessed 24.06.2020).

Ajzen, I. (1991). "The theory of planned behavior. Organizational Behavior and Human." Decision Processes 50(2): 179–211.

Akbar, R. and Andrawina, L., 2019. Intention determination of sharing economy business provider in the theory of planned behavior model using partial least square (study case: Airbnb Indonesia). In 2018 International Conference on Industrial Enterprise and System Engineering (ICoIESE 2018). Atlantis Press.

Almeida, F. (2020). The Concept Of Human In The Response To COVID-19. International and Multidisciplinary Journal of Social Sciences, Vol. 9, No. 2, pp. 129-151.

Balaguer, J., & Pernías, J. C. (2013). Relationship between spatial agglomeration and hotel prices. Evidence from business and tourism consumers. Tourism Management, 36, 391- 400.

Bandyopadhyay, S., & Martell, M. (2007). “Does attitudinal loyalty influence behavioural loyalty? A theoretical and empirical study.” Journal of Retailing and Consumer Services 14(1): 35-44.

Batinic, I. (2013). The role and importance of the Internet in contemporary tourism in travel agencies business. International Journal of Cognitive Research in Science, Engineering and Education, Vol. 1, No. 2, pp. 1-4.

Bellotti, V., Ambard, A., Turner, D., Gossmann, C., Demkova, K., & Carroll, J. M. (2015). A muddle of models of motivation for using peer-to-peer economy systems. In Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems, Seoul, Korea.

Brochado, A., Troilo, M., & Aditya, S., (2017). Airbnb customer experience: Evidence of convergence across three countries. Annals of Tourism Research, 63(9), 210-212.

Brosdahl, D. J., & Carpenter, J. M. (2011). Shopping orientations of US males: A generational cohort comparison. Journal of Retailing and Consumer Services,18(6), 548-554.

Bull, A. O. (1994). Pricing a Motel’s Location. International Journal of Contemporary Hospitality Management, 6(6), 10-15.

Chase, R. (2015). Peers Inc: How People and Platforms Are Inventing the Collaborative Economy and Reinventing Capitalism. New York: PublicAffairs.

Chen, C. F., & Tsai, D. (2007). How destination image and evaluative factors affect behavioral intentions?. Tourism management, 28(4), 1115-1122.

Chen, C. F. (2008). Perceived value, satisfaction, and loyalty of TV travel product shopping: Involvement as a moderator. Tourism Management, 29(6), 1166-1171.

Chen, J., Lu, T., (2020). Understanding the Purchase Intention of Consumers towards Airbnb in China: From the Perspective of Liability of Foreignness. International Marketing Review.

Cohen, S. A., Prayag, G., & Moital, M. (2014). Consumer behaviour in tourism: Concepts, influences and opportunities. Current Issues in Tourism 17(10): 1872-1909. http://doi.org/10.1080/13683500.2013.850064.

Del Chiappa et al., (2020). A motivation-based segmentation of Italian Airbnb users: an exploratory mixed method approach. European Journal of Tourism Research. http://ejtr.vuml.eu.

Dick, A. S., & Basu, K., (1994). “Customer loyalty: Toward an integrated conceptual framework.” Journal of the Academy of Marketing Science 22(2): 99-113.

Dolnicar, S. (2002). “A Review of Data-Driven Market Segmentation in Tourism.” Journal of Travel & Tourism Marketing 12 (1): 1–22.

Ert, E., Fleischer, A., & Magen, N. (2015). Trust and Reputation in the Sharing Economy: The Role of Personal Photos on Airbnb. Available at SSRN 2624181.

Ert, E., Fleischer, A., & Magen, N. (2016). Trust and reputation in the sharing economy: The role of personal photos in Airbnb. Tourism Management, 55, 62-73.

Eurocontrol, (2020). COVID-19 Impact on European Air Traffic EUROCONTROL Comprehensive Assessment. Air Traffic situation: Sun 3 May Week 18 (27/04-03/05) April 2020 (compared with equivalent period in 2019). Available online at https://www.eurocontrol.int/publication/ eurocontrol-comprehensive-assessment-covid-19s-impact-european-air-traffic),(Accessed 24.06.2020).

Forgas-Coll, S., Palau-Saumell, R., Sánchez-García, J., & Callarisa-Fiol, L. J. (2012). Urban destination loyalty drivers and cross-national moderator effects: The case of Barcelona. Tourism Management, 33(6), 1309-1320.

Ganesh, J., Arnold, M. J., & Reynolds, K. E. (2000). Understanding the customer base of service providers: an examination of the differences between switchers and stayers. Journal of marketing, 64(3), 65-87.

Gazzola, P., Vatamanescu, E.-M., Andrei, A. G., & Marrapodi, C. (2018). Users’ motivations to participate in the sharing economy: Moving from profits toward sustainable development. Corporate Social Responsibility and Environmental Management, 26(4), 741-751. https://doi.org/10.1002/csr.1715.

George, G., Lakhani, K. R. and Puranam, P. (2020). What has changed? The Impact of Covid Pandemic on the Technology and Innovation Management Research Agenda. Journal of Management Studies, In Press.

Gerwe, O., & Silva, R. (2020). Clarifying the sharing economy: conceptualization, typology, antecedents and effects, Academy of Management Perspectives, 34(1). https://doi.org/10.5465/amp.2017.0010.

Gyódi, K. (2021), “Airbnb and hotels during Covid-19: different strategies to survive”,

International journal of Culture, Tourism and Hospitality Research, In Press.

Guttentag, D., (2013). “Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector”, Current Issues in Tourism, pp. 1-26.

Guttentag, D. (2015). Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector. Current issues in Tourism, 18(12), 1192-1217.

Guttentag, D., Smith, S., Potwarka, L., & Havitz, M., (2017). "Why Tourists Choose Airbnb: A Motivation-Based Segmentation Study." Journal of Travel Research: 1-18.

Guttentag, D., Smith, S., Potwarka, L. and Havitz, M. (2018). Why Tourists Choose Airbnb: A Motivation-Based Segmentation Study. Journal of Travel Research, Vol. 57, No. 3, pp. 342-359..

Haley, R. I. (1968). “Benefit Segmentation: A Decision-Oriented Research Tool.” The Journal of Marketing 32 (3): 30–35.

Hamari, J., Sjöklint, M., & Ukkonen, A. (2015). The sharing economy: Why people participate in collaborative consumption. Journal of the Association for Information Science and Technology.

Hamari, J., Ukkonen, A., & Sjöklint, M. (2016). The Sharing Economy: Why People Participate in Collaborative Consumption. Journal of the Association for Information Science and Technology. 67(9), 2047–2055.

Heo, C. Y. (2016). Sharing economy and prospects in tourism research. Annals of Tourism Research, Vol. 58, No. C, pp. 166-170

Hoffman, L. M. (2020). Airbnb, Short-Term Rentals and the Future of Housing. Abingdon, UK: Routledge.

Hofstede, G., (1993). Cultural Constraints in management theories. The Accademy of Management Executive, 7(19), 81-93.

Homans, G. C. (1958). Social Behavior as Exchange. American Journal of Sociology,63(6), 597-606.

Hughes, K. and Moscardo, G. (2019). ICT and the future of tourist management. Journal of Tourism Futures, Vol. 5, No. 3, pp. 228-240.

Kahle, L. R. (1980). “Stimulus condition self-selection by males in the interaction of locus of control and skill-chance situations.” Journal of Personality and Social Psychology 38: 50-56.

Kahle, L. R. (1984). Attitudes and Social Adaptation: A Person-Situation Interaction Approach, Oxford, U.K.: Pergamon.

Kaura, V., Prasad C. S. D. & Sharma, S., (2015). "Service quality, service convenience, price and fairness, customer loyalty, and the mediating role of customer satisfaction." International Journal

Knox, S., & Walker, D. (2003). Empirical developments in the measurement of involvement, brand loyalty and their relationship in grocery markets. Journal of Strategic marketing, 11(4), 271-286.

Koopman, C., Mitchell, M.D., Thierer, A.D., 2015. The sharing economy and consumer protection regulation: the case for policy change. Journal of Business Research, Entrepreneurship and the Law 8 (2), 530–540.

Kotler, P. (1980). Principles of marketing. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall.

Lalicic, L., & Weismayer, C., (2018). "A model of tourists' loyalty: the case of Airbnb." Journal of Hospitality and Tourism Technology 9(1): 80-93.

Mahadevan, R. (2018). Examination of motivations and attitudes of peer-to-peer users in the accommodation sharing economy. Journal of Hospitality Marketing & Management,27(6), 679-692.

Maitland, R. (2013). "Backstage Behaviour in the Global City: Tourists and the Search for the 'Real London.'" ProcediaSocial and Behavioral Sciences 105:12–19.

Malik, A. S., Akhtar, F., Razig, M.M., & Ahmad, M., (2020). "Measuring service quality perceptions of customers in the hotel industry of Pakistan." Journal Total Quality Management & Business Excellence 31(3-4): 263-278.

Marano, V., Tallman, S. and Teegen, H., (2020). The liability of disruption. Global Strategy Journal, 10(1), pp.174-209.

Martin, C. J. (2015). The sharing economy: A pathway to sustainability or a nightmarish form of neoliberal capitalism? Ecological Economics, 121, 149-159.

Maruyama, M. and Wu, L., (2015). Overcoming the liability of foreignness in international retailing: A consumer perspective. Journal of International Management, 21(3), pp.200-210.

Matzner, M., 2015. To share or not to share: towards understanding the antecedents of participation in IT-enabled sharing services.

Möhlmann, M. (2015). Collaborative consumption: Determinants of satisfaction and

the likelihood of using a sharing economy option again. Journal of Consumer Behaviour,14(3), 193-207.

Neunhoeffer, F., & Teubner, T. (2018). Between enthusiasm and refusal: A cluster analysis on consumer types and attitudes towards peer-to-peer sharing. Journal of Consumer Behaviour,17(2), 221-236.

Palgan, Y. V., Zvolska, L., & Mont, O. (2016). Sustainability framings of accommodation sharing. Environmental Innovation and Societal Transitions,23, 70-83..

Park, S., & Kim, D. Y. (2010). A comparison of different approaches to segment information search behaviour of spring break travellers in the USA: experience, Downloaded by Louisiana State University At 07:07 12 February 2018 (PT) 33 knowledge, involvement and specialisation concept. International Journal of Tourism Research, 12(1), 49-64.

Paulauskaite, D., Powell, R., Coca-Stefaniak, A. and Morrison, A. M. (2017). Living like a local: Authentic tourism experiences and the sharing economy. International Journal of Tourism Research, Vol. 19, No. 6, pp. 619-628.

Penn, J. and Wihbey, J. (2016). Uber, Airbnb and consequences of the sharing economy: Research roundup. Retrieved November 12, 2020, from https://journalistsresource.org/studies/economics/business/airbnb-lyft-uber-bike-share.

Pizam, A., & Sussmann, S. (1995). Does nationality affect tourist behavior? Annals of Tourism Research, 22(4), 901-917.

Pung, J. M., Del Chiappa, G. and Sini, L. (2020). Booking experiences on sharing economy platforms: an exploration of tourists' motivations and constraints. Current Issues in Tourism, In Press.

Qin, D., Lin, P., Feng, S., Peng, K. and Fan, D., (2020). The future of Airbnb in China: industry perspective from hospitality leaders. Tourism Review, ahead-of-print.-255.

UNWTO (2020). Tourism and Covid-19 - Unprecedented Economic Impacts. Retrieved November 15, 2020, from https://www.unwto.org/tourism-and-covid-19-unprecedented-economic-impacts.

Venkatesh, Thong, & Xu. (2012). Consumer Acceptance and Use of Information Technology: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology. MIS Quarterly,36(1), 157.

Wang, Y., Assad, Y., & Filieri, R., (2020). "What Makes Hosts Trust Airbnb? Antecedents

of Hosts' Trust Toward Airbnb and Its Impact on Continuance Intention." Journal of Travel Research 59(4): 686-703. doi.org/10.1177/0047287519855135.

Ward, S. (1974). "Consumer Socialization." Journal of Consumer Research, 1(2): 1-14.

Wrenn, B., Stevens, R. E., & Loudon, D.L. (2007). Marketing research: Text and cases. New York: Haworth Press.

Wu, X. and Zhi, Q. (2016). Impact of Shared Economy on Urban Sustainability: from the Perspective of Social, Economic, and Environmental Sustainability. Energy Procedia, Vol. 104, pp. 191-196.

Zeithaml, V. A. (1988). "Consumer perceptions of price, quality and value: a means-end model and synthesis of evidence." Journal of Marketing, 52: 2-22.

Zervas, G., Proserpio, D., Byers, J.W., 2017. The rise of the sharing economy: Estimating the impact of airbnb on the hotel industry. Journal of Marketing Research, 54(5), pp. 687-705.

Zhang, H. Y., Ji, P., Wang, J. Q., & Chen, X. H. (2017). A novel decision support model for satisfactory restaurants utilizing social information: A case study of TripAdvisor.com. Tourism Management 59: 281-297

Zhu, Y., Cheng, M., Wang, J., Ma, L., & Jiang, R. (2019). "The construction of home feeling by Airbnb guests in the sharing economy: A semantics perspective." Annals of Tourism Research 75: 308-321.