

**UNIVERSITÀ DELLA VALLE D'AOSTA
UNIVERSITÉ DE LA VALLÉE D'AOSTE**

**DIPARTIMENTO DI SCIENZE
ECONOMICHE E POLITICHE**

**CORSO DI LAUREA
MAGISTRALE IN ECONOMIA
E POLITICHE DEL
TERRITORIO E
DELL'IMPRESA**

**ANNO ACCADEMICO 2020-
2021**

**LE PREVISIONI DEGLI
ARRIVI TURISTICI IN VALLE
D'AOSTA**

DOCENTE 1° relatore: Prof. Marco Alderighi

STUDENTE: 20 G01 236 Daria Kravchenko

SOMMARIO

1.	Introduzione	3
1.1.	I metodi e modelli della stima della domanda turistica	5
1.2.	Il modello utilizzato per fare le previsioni dei flussi turistici in Valle d'Aosta	10
2.	Analisi dei flussi turistici in VdA	23
2.1.	Il ruolo economico del turismo in Valle d'Aosta	23
2.2.	La storia dello sviluppo del turismo in Valle d'Aosta	24
2.3.	Analisi dei flussi turistici in Valle d'Aosta negli anni 2015-2020	32
3.	Le previsioni degli arrivi turistici in Valle d'Aosta	41
3.1.	Le previsioni degli arrivi turistici in Valle d'Aosta	41
3.2.	Le direzioni principali di sviluppo dell'accuratezza della previsione della domanda turistica	60
4.	Conclusioni	68
5.	Bibliografia	72

1. Introduzione

Il turismo è una delle industrie più grandi del mondo e, di conseguenza, rappresenta un'area di grande interesse, non solo per le sue dimensioni in termini di numero di viaggiatori, passeggeri, visitatori e turisti, o per l'entità del loro consumo, ma, anche per il suo enorme impatto sulle economie nazionali e sulla vita delle persone. Il turismo dimostra di essere un settore economico sorprendentemente forte e resiliente ed un contribuente fondamentale della ripresa economica, generando miliardi di euro in esportazioni e creando milioni di posti di lavoro.

Nonostante la tendenza generale del turismo nel XXI secolo sia stata di continua espansione e diversificazione, non sono stati rari i casi in cui molte sfide siano emerse influenzando negativamente sullo sviluppo di questo settore dinamico. Considerando le risorse turistiche limitate e la crescita costante della domanda, prevedere accuratamente le tendenze future nell'ultimo ambito citato rappresenta una area di ricerca vitale: può consentire ai professionisti e ai decisori nel settore del turismo di ottimizzare così l'allocazione delle risorse. Per affrontare le sfide emergenti i pianificatori e i decisori politici applicano il processo di previsione come l'unico modo per fornire informazioni, il quale consente loro di prendere decisioni prima del verificarsi di determinati eventi. Al fine di creare un piano di sviluppo turistico come base per la formulazione della politica del turismo, devono essere ottenute stime affidabili sulla domanda futura. L'obiettivo principale dell'introduzione di processi di previsione nel turismo è quello di influire sul successo della destinazione garantendo che i visitatori siano ospitati in modo tale da massimizzare i benefici per le parti interessate con effetti, costi e impatti negativi minimi.

L'obiettivo principale della ricerca attuale è identificare e costruire un modello che meglio descriva e preveda la domanda turistica in Valle d'Aosta. A tal fine, la serie temporale degli arrivi turistici in Valle d'Aosta è considerata un indicatore significativo dell'attività turistica e dello sviluppo turistico della regione. Il processo di modellazione si basa principalmente su osservazioni storiche raccolte prima dell'epidemia di COVID-19: il campione di dati utilizzato copre il periodo compreso tra il 2008 e il 2019. La ricerca è strutturata come segue: dopo l'introduzione, nel primo capitolo si presentano i fondamenti teorici dei metodi e modelli utilizzati nelle previsioni della domanda turistica e, più in dettaglio, si illustra il modello adoperato per prevedere i flussi turistici nella regione Valle d'Aosta. Il secondo capitolo rivela il ruolo economico del turismo nella regione ed evidenzia gli aspetti specifici della storia dello sviluppo turistico della stessa, che sono legati alla presenza delle montagne e alla mancanza di accesso al mare nella regione. Inoltre, viene fornita una breve analisi degli arrivi turistici verso la regione. Il terzo capitolo copre la descrizione della metodologia applicata, l'analisi e i risultati principali delle previsioni degli arrivi turistici in Valle d'Aosta, e indica

anche un quadro sulle principali prospettive future per quanto riguarda la domanda turistica nel mondo. Nella sezione finale sono rappresentate le conclusioni del lavoro.

Lo studio contribuisce ad aumentare il numero limitato di articoli di ricerca in questo settore arricchendo, da un lato, il lavoro accademico empirico sulla Valle d'Aosta ancora fin poco sviluppato e, dall'altro, ribadendo la necessità di applicare metodi di previsione così da preparare la regione ad affrontare le sfide impreviste che circondano gli arrivi di turisti.

1.1. I metodi e modelli della stima della domanda turistica

Nella previsione della domanda turistica, vengono solitamente praticati metodi quantitativi, qualitativi o la combinazione di entrambi i metodi.

Le tre sottocategorie nei metodi quantitativi comunemente usati sono modelli di serie temporali, modelli econometrici e metodi di intelligenza artificiale (AI) [30].

I metodi di serie temporali rappresenta un approccio di previsione delle tendenze future basato sulle osservazioni di dati passati e attuali disponibili nel tempo. Il modello delle serie temporali è il modello più comune utilizzato nell'industria del turismo.

Una varietà di modelli ARIMA è ampiamente utilizzata nelle analisi di serie temporali della domanda turistica. Le loro considerazioni sulle osservazioni correnti e ritardate (componenti AR), sugli shock casuali sia correnti che ritardati (componenti MA), sui gradi di integrazione (componenti I) e talvolta sugli aggiustamenti della stagionalità (componenti S), rendono questi modelli ARIMA molto flessibili nel modellare la domanda turistica [19,32,70].

Il modello stagionale ARIMA (SARIMA) ha attirato un'enorme quantità di attenzione e ha dimostrato di fornire previsioni eccezionali.

Diversi sviluppi recenti nelle tecniche di serie temporali si basano su modelli di tipo ARIMA, tra cui il modello ARFIMA (media mobile integrata frazionaria autoregressiva), l'ARIMA-GARCH (condizione condizionale autoregressiva generalizzata) e il modello SARIMA-In, che integra interventi da eventi speciali.

La maggior parte delle ricerche precedenti hanno applicato il metodo delle serie temporali perché è meno complesso [54]. Le ragioni per cui questo modello è ancora rilevante perché richiede solo dati precedenti di un'unica variabile e conveniente per tutto lo studio [57].

Tra gli esempi di modello di serie temporali ci sono la famosa tecnica Box-Jenkins; modello (stagionale) auto-regressivo (integrato) della media mobile (SARIMA) menzionato prima e modello strutturale di base (BSM). Inoltre, come ha proposto Önder per il modello di benchmarking viene solitamente utilizzato Naïve-1 [48].

Negli ultimi cinquant'anni, il continuo interesse per i modelli di previsione econometrici ha contribuito alla ricerca di relazioni di causa ed effetto tra fattori economici e domanda turistica in contesti empirici differenti. Sebbene i modelli delle serie temporali indichino quali tendenze in una serie di dati storici possono essere utilizzate per modellare maggiormente il futuro, i modelli econometrici si concentrano invece sullo stabilire la struttura della causalità o determinare quanto significativamente le varie variabili esplicative influiscano sulla domanda futura. I modelli di previsione econometrici partono dalla "specificità della causalità potenziale" (come supportato dalla teoria della domanda) e procedono a "smistare" le variabili difettose dalle variabili effettive [55]. Nello svolgere questa funzione, i modelli di previsione econometrici hanno svolto un ruolo distintivo nella ricerca e

nella pratica di previsione della domanda turistica negli ultimi cinque decenni. Il modello econometrico viene spesso utilizzato per previsioni trasversali del flusso turistico indagando l'effetto di variabili indipendenti sul flusso turistico, come i tassi di cambio o i redditi dei potenziali turisti [55].

Il modello causale econometrico viene considerato più preciso e migliore rispetto ai modelli delle serie temporali e all'intelligenza artificiale nella previsione della domanda turistica poiché riesce a collegare le relazioni causali tra la domanda turistica (variabile dipendente) e i suoi fattori di influenza (variabili esplicative) [32,6,9]. Questo modello aiuta i professionisti del settore turistico a identificare alcuni aspetti che coinvolgono lo sviluppo dell'area turistica. I fattori più influenti sulla domanda turistica sono i tassi di cambio, il costo della vita e il reddito dei turisti [62].

Gli esempi di modelli econometrici sono i modelli di correzione, i parametri variabili nel tempo (TVP), le equazioni strutturali e il vettore autoregressivo (VAR) [18,47].

Il modello di previsione econometrica più elementare prevede una singola regressione statica (RS). L'uso principale di tali modelli semplici è determinare l'influenza di vari fattori nel determinare i valori correnti. Per evitare il problema della regressione spuria, le variabili incluse in queste regressioni devono solitamente essere stazionarie. Molti dei primi studi sull'analisi della domanda turistica rientrano in questa categoria [58]. Durante gli anni '60 e '70, l'approccio RS era dominante negli studi sulla domanda turistica, che si occupavano principalmente di indagare sulle determinanti della domanda turistica. Negli anni '80 sono stati applicati più modelli di previsione nel campo del turismo e dell'ospitalità, poiché i ricercatori hanno cercato di considerare la struttura delle serie temporali dei dati sulla domanda turistica. In quel decennio, alcuni studiosi utilizzavano ancora i modelli SR nei loro studi e prestavano notevole attenzione al miglioramento dei modelli di serie temporali (ad es. Naïve, AR, ES e analisi dei trend). Negli anni '90, le applicazioni dei modelli di serie temporali hanno continuato a crescere, ma anche i modelli basati su regressioni dinamiche sono diventati più popolari (ad esempio, il metodo Box-Jenkins con variabili esogene e l'ADLM). Sono emersi anche nuovi modelli econometrici basati su sistemi (ad esempio, STSM, VAR e AIDS) o modelli basati sull'intelligenza artificiale. Negli anni 2000 questa tendenza è continuata, con un fiorente sviluppo di modelli econometrici, modelli basati sull'intelligenza artificiale e metodi combinati o ibridi.

In un'era di big data i dati Web sono diventati un importante elemento nello sviluppo di modelli di previsione basati sull'intelligenza artificiale. Se i dati utilizzati nei metodi di previsione tradizionali sono di natura aggregata, con ritardi temporali, i dati provenienti da fonti come Google Trends, Google Analytics e l'indice Baidu sono i dati di enormi volumi e significativa diversità molto rilevanti nel tempo (on-line). Per questa ragione sono diventati nuove fonti di dati per le previsioni della domanda turistica.

Approcci utilizzati nei modelli basati sull'intelligenza artificiale sono in grado di spiegare i dati non lineari senza una conoscenza a priori delle relazioni tra le variabili di input e di output.

Attualmente, l'uso dei dati di Internet nelle previsioni del turismo è un altro fattore trainante nello sviluppo dei metodi di previsione. Internet fornisce un'enorme quantità di informazioni per l'analisi della domanda turistica e questo ispira i ricercatori ad esplorare nuove fonti di dati come Google Trends o Baidu Index per la modellazione e la previsione della domanda turistica. Sono inoltre in fase di sviluppo metodi di selezione dei dati e di restringimento. Uno dei migliori esempi di tale miglioramento nella previsione della domanda turistica è l'operatore di contrazione e selezione meno assoluto (LASSO) e il modello fattoriale. Negli studi pubblicati sulle previsioni del turismo sono comparsi vari modelli di serie temporali, integrati dai dati di Google o da altri dati di Internet come variabili esogene. Sono stati proposti vari algoritmi di ottimizzazione per l'utilizzo di dati di informazioni turistiche multidimensionali e combinati con modelli di rete neurale [1,12].

I metodi di intelligenza artificiale includono, ad esempio, algoritmi genetici (GA), la regressione del vettore di supporto (SVR), teoria (le serie temporali) fuzzy, reti neurali artificiali (ANN), l'approccio dei rough set e la teoria dei grigi [58].

I modelli della rete neurale artificiale (ANN) sono state i modelli basati sull'intelligenza artificiale utilizzati inizialmente più frequentemente perché hanno dimostrato di avere una forte vitalità e flessibilità per l'elaborazione di dati imperfetti o per gestire quasi ogni tipo di non linearità. Queste capacità spiegano perché i modelli di tipo ANN sono diventate strumenti importanti nelle previsioni.

La tecnica di intelligenza artificiale (AI) è ampiamente utilizzata per le previsioni a causa dei sistemi di programmazione emergenti recentemente.

Sebbene i modelli di rete neurale abbiano dimostrato di avere prestazioni di previsione superiori rispetto ai tradizionali metodi lineari e non lineari, il loro valore esplicativo è spesso messo in discussione dai ricercatori. Per esempio, i ricercatori spesso criticano le RNA per la mancanza di un background teorico e per il fatto di contenere una "scatola nera" di strati nascosti tra le variabili di input e di output. Le variabili di input nella previsione degli output sono difficili da districare all'interno della rete e la trasparenza del processo di ottimizzazione viene spesso trascurato. Il problema fondamentale con la natura della "scatola nera" dei modelli basati sull'intelligenza artificiale come è stato indicato da diversi studiosi è che "una piccola quantità di liquido" può essere descritta matematicamente, ma sarebbe impossibile rappresentare "un oceano".

Nonostante i loro limiti teorici e metodologici, le tecniche basate sull'intelligenza artificiale sono state ampiamente applicate per prevedere diversi fenomeni in varie discipline scientifiche. Il successo di queste tecniche ha incoraggiato i ricercatori del turismo a utilizzarle nella previsione della domanda turistica. Pertanto, le tecniche di intelligenza artificiale sono state ampiamente utilizzate per le previsioni del turismo negli ultimi 20 anni.

Vari modelli ANN, come il perceptrone multistrato (MLP), la funzione a base radiale (RBF) e la rete di Elman, sono stati utilizzati in vari studi empirici sulla previsione della domanda turistica. I risultati empirici indicano che i modelli ANN tendono a funzionare bene quando la qualità dei dati delle serie temporali è dubbia. Pattie e Snyder (1996) applicano il metodo delle reti neurali per prevedere la

domanda di turismo con ragionevole successo. Dopo il loro studio, alla fine degli anni '90 iniziarono ad apparire altri studi che confrontavano le prestazioni di previsione delle reti neurali e le tecniche di previsione classiche. Questi studi hanno confrontato le prestazioni di RNA contro quella dei modelli di regressione multivariata e serie temporali.

I ricercatori confermano che i metodi della rete neurale possono funzionare bene per le previsioni a breve termine e questa scoperta fornisce implicazioni pratiche per le destinazioni emergenti con registrazioni relativamente più brevi della domanda turistica in condizioni di turismo instabile.

Studi più recenti hanno scoperto che i modelli di serie temporali tradizionali possono superare le ANN nel trattare i dati pre-elaborati (in cui i valori anomali vengono eliminati e la serie originale viene livellata).

I due decenni tra il 1990 e il 2009 sono stati i periodi in cui i ricercatori hanno proposto diversi metodi di previsione della domanda turistica combinati.

Hanno scoperto numerose caratteristiche "brillanti" di vari metodi, che hanno cercato di combinare per ottenere risultati migliori. Dal 2010, le serie temporali avanzate e i modelli econometrici sono stati dominanti nella letteratura di previsione della domanda turistica. Tuttavia, i modelli combinati e i modelli basati sull'intelligenza artificiale hanno fatto grandi passi avanti in termini di sviluppo metodologico. I metodi basati sull'intelligenza artificiale sono stati ampiamente applicati e, successivamente, gli approcci combinati o ibridi di miscelazione dell'intelligenza artificiale con altri modelli quantitativi hanno migliorato la precisione delle previsioni. Approcci recentemente sviluppati in econometria (come il metodo MIDAS) vengono introdotti anche nell'analisi e nella previsione della domanda turistica [8,13].

Gli esperimenti che combinano i modelli ANN con gli approcci tradizionali delle serie temporali sono emersi come un obiettivo importante degli studi di previsione della domanda turistica. Ad esempio, Nor, Nurul e Rusiman (2018) hanno proposto di combinare i modelli Box-Jenkins e Chen (2011) ha combinato modelli lineari (come i modelli Naïve, ES o ARIMA) con modelli AI non lineari (come reti neurali di back-propagation o SVR) per valutare i punti di svolta dei modelli nella previsione delle prestazioni [27].

I metodi combinati possono fornire una migliore accuratezza delle previsioni. La combinazione di due modelli per ottimizzare i loro vantaggi e produrre modelli più efficaci è stata ampiamente utilizzata dai ricercatori. Ad esempio, Song [59] ha congiunto modello econometrico e modello di serie temporali; per misurare la stagionalità della domanda turistica sulla base di varianti di variabili esplicative. Di conseguenza, l'autore è riuscito a dimostrare che il modello ha mostrato maggiore efficacia previsionale. Sole ha dimostrato che la combinazione del modello Gray (Grigio) a una variabile del primo ordine del segmento di catena di Cuculo-Markov mostra la sua robustezza nell'accuratezza della previsione rispetto al modello Gray a una variabile del primo ordine e alla catena di Markov a una variabile del primo ordine [62].

Nella loro recensione Song e Li (2008) hanno comunque indicato che nessun modello può universalmente superare tutti gli altri in termini di accuratezza delle previsioni.

A causa dei miglioramenti nella qualità dei dati e nella potenza di calcolo, le tecniche statistiche sono diventate predominanti nella ricerca sulla previsione della domanda turistica. In effetti, è molto più facile per gli esperti prevedere il verificarsi di un particolare evento o la direzione del cambiamento piuttosto che prevedere il volume specifico della domanda turistica e spesa. Pertanto, studi recenti hanno scoperto che l'integrazione delle opinioni degli esperti con tecniche statistiche può fornire un'accuratezza delle previsioni eccezionale.

In letteratura del turismo è consuetudine distinguere tre livelli che beneficiano delle previsioni turistiche:

il livello superiore degli economisti, che seguono la crescita dell'economia nei settori del turismo, principalmente le persone del governo per stanziare il budget nell'industria del turismo;

il livello intermedio sono le parti interessate; poiché per soddisfare le aspettative dei clienti, è necessario pianificare i prodotti o le strutture offerte ai turisti;

il livello inferiore è costituito dalle organizzazioni che si occupano direttamente dei turisti, come hotel, agenzie di viaggio e altri servizi.

La concentrazione delle variabili esplicative come prodotto interno lordo (PIL), tasso di cambio, indice dei prezzi al consumo spiegano che i livelli superiori sono più preoccupati di prevedere le presenze dei turisti per mantenere la crescita economica del paese. Inoltre, l'osservazione sulla capacità ricettiva dell'hotel e il numero di agenzie turistiche sono utili per soddisfare la domanda di alloggi dei turisti e anche per aiutare i turisti a ricevere rispettivamente una buona informazione sulle destinazioni. Le pubblicità delle attrazioni locali non si concentrano solo per attirare le persone che visitano le destinazioni, ma per informare la gente del posto che il luogo accoglie i turisti. Le organizzazioni di livello inferiore sono quelle che sono le più vicine e interagiscono con i turisti e hanno contato nella creazione di un ambiente favorevole. Pertanto, ogni individuo nel paese è responsabile nello svolgere i propri ruoli nel gestire i turisti sia direttamente che indirettamente, il che, quindi, lascerà un'impressione nei loro confronti [33].

1.2. Il modello utilizzato per fare le previsioni dei flussi turistici

L'industria del turismo è una delle industrie più vulnerabili a causa dell'influenza di molti fattori interni ed esterni. Pertanto, la previsione accurata del flusso turistico è essenziale per proteggere e preservare la sostenibilità e la redditività del settore. Il modello di previsione delle serie temporali è uno degli approcci di previsione più popolari sia tra i ricercatori che tra i professionisti del turismo [18,47].

Pertanto, l'importanza di prevedere i flussi turistici è cruciale sia per gli agenti privati (manager delle imprese turistiche) sia per i policy maker (destination managers) che devono programmare gli investimenti, gestire il territorio e l'ambiente in generale.

Come è stato notato da Lim e McAleer le previsioni accurate sono fondamentali per un'ampia gamma di situazioni politiche e sono anche necessarie per un'allocazione efficiente delle risorse nella produzione, nel marketing, negli investimenti e nella pianificazione finanziaria nel settore del turismo [34].

Secondo Kirchgässner e Wolters (2007) una serie storica è definita come un insieme di osservazioni quantitative disposte in ordine cronologico, solitamente misurate ad intervalli equidistanti. La variabile tempo in genere viene considerata come una variabile discreta [29].

In altre parole, si parla di serie storiche quando si considera un fenomeno in relazione alla sua evoluzione nel corso del tempo.

L'approccio classico all'analisi delle serie storiche è basato sul concetto che quest'ultime siano formate da un numero finito di componenti tra loro indipendenti e non direttamente osservabili.

In particolare, questo metodo è stato sviluppato da Warren M. Pearson (1919) che individuava quattro componenti differenti. Esse sono:

1. Il Trend, che misura la componente tendenziale di lungo periodo, dovuto a elementi come lo sviluppo tecnologico.

2. Il Business Cycle, che è determinato dagli scostamenti rispetto al trend di durata superiore ad un anno, causati da fattori collegati al ciclo economico quali la crescita e la recessione.

3. Il Seasonal Cycle, che contiene le oscillazioni di durata inferiore all'anno, causate da fattori che hanno a che fare con la stagionalità, ad esempio il clima.

4. Il Residuo, il componente che contiene tutti i movimenti che non sono causati né dal trend, né dal ciclo economico, né dal ciclo stagionale.

L'approccio classico all'analisi di serie storiche si basa sull'assunto che i primi tre componenti siano funzioni deterministiche del tempo; solamente i residui vengono considerati una variabile stocastica, in particolare questi ultimi formano un processo stocastico white noise, ovvero una serie di variabili casuali indipendenti con media zero e varianza costante.

A partire dagli anni '70, il metodo classico è stato abbandonato e contemporaneamente è stato sviluppato un nuovo approccio che abbandona l'idea di differenti componenti, sia deterministici che stocastici, e assume che l'intero processo di generazione della serie storica sia basato su un processo di natura stocastica. Particolarmente rilevanti in questo ambito sono stati gli studi di George E. P. Box e Gwilym M. Jenkins.

Recentemente è stata nuovamente presa in considerazione la possibilità di scomporre la serie storica in più componenti, tuttavia, a differenza dell'approccio classico, essi sono rappresentati da processi stocastici, descritti da Parzen E. come fenomeni casuali che derivano da un processo che si sviluppa nel tempo attraverso una legge probabilistica.

L'analisi delle serie storiche nell'approccio proposto da Box e Jenkins nel 1976 è stata ampiamente utilizzata per la previsione della domanda turistica. In particolare, diverse versioni dei modelli ARIMA sono state applicate in oltre due terzi degli studi per la previsione delle serie storiche. Infatti, sia il modello ARIMA sia l'ARIMA stagionale (SARIMA) vengono utilizzati in ambito turistico proprio perché la stagionalità è una caratteristica comune della domanda turistica.

Le evidenze empiriche in letteratura mostrano, comunque, che non esista in assoluto il migliore modello previsivo per le dinamiche dei flussi turistici. Questo proprio in virtù del fatto che, in generale, gli obiettivi conoscitivi di un modello previsivo sono diversi da quelli di un modello descrittivo.

Mentre i metodi tradizionali si basano sull'assunzione che la componente stagionale sia deterministica e indipendente dagli altri movimenti della serie, la classe dei modelli presi in considerazione assume che la componente stagionale possa essere stocastica e correlata con le componenti non stagionali.

L'idea che sta alla base dei modelli SARIMA è che il processo deve poter descrivere due tipi di relazioni all'interno della serie osservata: la correlazione tra valori consecutivi, che è quella modellata dagli usuali modelli ARIMA, e la correlazione tra osservazioni che distano tra di loro di un multiplo del periodo.

Ciò comporta che le serie appartenenti alla classe dei modelli SARIMA siano caratterizzate da una forte correlazione seriale ai ritardi stagionali, oltre all'usuale autocorrelazione presente nei modelli ARIMA non stagionali.

Da uno dei maggiori esperti internazionali del tema Butler la stagionalità viene definita come "uno squilibrio temporale nel fenomeno del turismo, può essere espresso in termini di dimensioni di elementi quali numero di visitatori, spesa dei visitatori, traffico su autostrade e altre forme di trasporto, occupazione e ingressi alle attrazioni [8].

Hylleberg fornisce non solo la definizione di stagionalità, ma include anche le principali cause di questo fenomeno: "la stagionalità è il movimento sistematico, anche se non necessariamente regolare, infraanno causato dai cambiamenti del tempo, del calendario e dei tempi delle decisioni, direttamente o indirettamente attraverso le decisioni di produzione e consumo prese dagli agenti dell'economia. Queste decisioni sono influenzate dalle dotazioni, dalle aspettative e dalle preferenze degli agenti e dalle tecniche di produzione disponibili nell'economia" [18].

La stagionalità è stata considerata di un grande problema per l'industria turistica e secondo Butler soprattutto crea difficoltà "nell'accesso al capitale, nell'ottenimento e nel mantenimento di personale a tempo pieno, per bassi ritorni sugli investimenti che causano un conseguente alto rischio nelle operazioni e per problemi relativi al picco e all'uso eccessivo delle strutture" [8].

D'altro canto, la stagionalità è stata incolpata per la sottoutilizzazione delle risorse e delle infrastrutture e considerata come un impedimento affinché il turismo fosse accettato come una fattibile attività economica in molte aree.

Nella letteratura accademica, la stagionalità nel turismo è considerata maggiormente in termini negativi, piuttosto che in termini positivi. Per ridurre gli impatti negativi di questo fenomeno, i ricercatori hanno proposto diverse strategie,

ci sono stati considerevoli sforzi condotti da parte sia da attori pubblici, sia da attori privati per ridurre la stagionalità nelle aree di destinazione turistica.

Nel suo contributo sulla stagionalità, Hylleberg ha raggruppato le cause di base in tre principali categorie:

- il tempo meteorologico (ad esempio, le temperature che possono causare oscillazioni nella domanda turistica);
- il calendario temporale (le festività religiose come il Natale, etc.);
- la scansione di certe decisioni (le vacanze scolastiche, la chiusura degli uffici e delle fabbriche, etc.).

L'autore evidenzia come certe cause siano stabili nel tempo, come nel caso della ricorrenza del Natale; altre cambiano con intervalli discreti - è il caso della Pasqua che è comunque un evento prevedibile - mentre altre cause ancora hanno il carattere dell'imprevedibilità, come nel caso del tempo meteorologico, e in particolare il fenomeno nevoso [11].

La stagionalità nel turismo è causata da simili condizioni. Solitamente, tra le principali cause della stagionalità nel turismo distinguono i fattori naturali e istituzionali [22].

La stagionalità naturale è connessa alle variazioni temporali nel clima durante l'anno, nelle ore di luce e di sole, nella variabilità delle temperature. In particolare, la distanza dall'Equatore ha un diretto impatto nella stagionalità naturale, e per le destinazioni che si trovano nelle alte latitudini, specialmente nel Nord e nel Sud dell'emisfero terrestre, i problemi causati dalla stagionalità sono molto più difficili da superare. Hartmann ha detto che i fattori naturali giocano un ruolo importante sulle destinazioni basate nelle attività turistiche all'aperto, come le aree costiere. Mentre le stagioni naturali hanno tradizionalmente riguardato caratteristiche considerate permanenti, i cambiamenti climatici stanno apportando cambiamenti sostanziali; tutto diviene meno certo e prevedibile [9,38,22].

Il termine di "stagionalità istituzionalizzata" si riferisce alle variazioni temporali tradizionali attribuite dalle azioni umane e dalle politiche che sono spesso contenute nella legislazione [8]. La stagionalità istituzionale varia molto di più rispetto al quella naturale. Le vacanze pubbliche scolastiche e industriali rappresentano una delle maggiori forme di cause istituzionali che influiscono sul turismo. Queste possono essere basate su una in particolare, o su una combinazione di fattori religiosi, culturali, sociali e politici.

Secondo Butler, la tradizionale e lunga vacanza scolastica durante il periodo estivo resta il principale impedimento nel ridurre la stagionalità nel turismo. Anche le vacanze industriali esercitano una forte influenza nei picchi stagionali del turismo, specialmente dopo l'introduzione delle vacanze pagate e la chiusura dei grandi insediamenti industriali che spesso coincide col mese di agosto. Ciò accade con una certa evidenza in paesi come la Francia, l'Italia, nei quali una consistente percentuale della popolazione sembra invadere le autostrade come grossi stormi migratori durante il primo week end di agosto.

Butler ha evidenziato come l'invecchiamento della popolazione possa, nel lungo periodo, modificare le forme della stagionalità turistica in modo

considerevole, poiché la popolazione senile non è soggetta alle stesse costrizioni temporali nella pianificazione delle proprie vacanze, come nel caso di coloro che hanno figli in età scolare o svolgono attività lavorative in contesti come quelli sopraindicati. La popolazione senile proveniente dal Nord Europa, ad esempio quella del Regno Unito svedese e norvegese costituisce un importante segmento turistico per le politiche di destagionalizzazione della domanda in aree Mediterranee come la Spagna e l'Italia, nelle quali questo segmento è solito trascorrere lunghi periodi durante l'inverno [26,20,23].

Tra gli altri fattori addizionali alla stagionalità istituzionale ci sono "human customs" o "social seasonality". Butler sottolinea che molte persone vanno in vacanza in alta stagione perché lo hanno sempre fatto e tali abitudini tendono a morire duramente [8].

Gli effetti della stagionalità possono essere raggruppati in tre principali categorie:

- impatti economici,
- impatti socio-culturali e
- impatti ecologici.

Gli impatti economici riguardano i problemi che derivano dalla stagione morta, i periodi di minore attività oppure dall'inattività temporale, specialmente per la perdita di profitti strettamente connessa all'inefficiente uso dei beni, delle risorse e delle strutture [64,69].

A causa della riduzione dei profitti, le aziende non sono in grado di mantenere i propri costi fissi, che rappresentano una parte importante dei costi totali, durante la bassa stagione. Inoltre, questa instabilità del profitto è uno dei principali problemi che incide sull'accesso al capitale, a causa dell'alto livello di rischio di alcuni investimenti [8].

Al contrario, durante l'alta stagione si verifica un uso eccessivo delle infrastrutture, che incidono sulla qualità del servizio e sulla soddisfazione dei consumatori [63,30,53].

La stagionalità ha impatti importanti sull'occupazione. Poiché la stagionalità crea difficoltà di reclutamento e di mantenimento del personale a tempo pieno le imprese tendono ad assumere personale con un basso livello di qualificazione professionale e offrire loro contratti a tempo determinato. Tutto ciò rende più difficile il mantenimento di un servizio di qualità.

Allo stesso tempo questa situazione costituisce effetti positivi economici poiché crea opportunità di lavori temporanei per alcuni tipi di persone, come ad esempio gli studenti, gli artisti, le casalinghe. Oppure gli agricoltori che possono sfruttare la stagione per migliorare il loro status prescindendo dal fatto che offrendo servizi ricettivi durante la stagione turistica ricevono maggiori entrate dall'attività supplementare.

Gli impatti socio-culturali sono legati alle comunità locali. Durante i periodi di picco turistico, la popolazione locale può patire i problemi legati alla congestione del traffico, all'accesso ai servizi commerciali, può essere soggetta a interminabili file per i servizi pubblici (posta, trasporti, uffici pubblici) e, aspetto forse più significativo, può patire gli effetti della presenza turistica che fa salire la domanda

dei beni e dei servizi e quindi anche dei relativi prezzi. Conseguentemente ai prezzi alti, la qualità della vita si può abbassare. Un altro rilevante aspetto riguarda l'alto numero di persone presenti durante i picchi stagionali che fa crescere i livelli di delinquenza e di crimine agendo quindi sulla qualità della vita delle popolazioni locali e degli stessi turisti. Murphy evidenzia come la pressione turistica richieda un rafforzamento delle strutture, dei servizi con una offerta aggiuntiva (ad esempio, servizi extra di polizia, della sanità, dei parcheggi e così via) in maniera tale da mantenere un livello accettabile dei servizi locali [17,42,46].

Nello stesso tempo, la stagionalità può essere letta come un impatto positivo per le popolazioni locali poiché la stagione morta permetta alla comunità di rilassarsi e riprendersi dagli stress sopportati durante l'afflusso turistico e faciliti a preservare l'identità locale e la struttura sociale che sono spesso intaccate o distrutte durante i picchi estivi. Hartmann dice che le stagioni morte sono l'unica possibilità per un ambiente sociale ed ecologico di riprendersi pienamente. Un periodo dormiente per l'ambiente ospitante secondo lui è una necessità per preservare la sua identità. Un suggerimento piuttosto significativo viene da Butler il quale segnala la necessità di coinvolgere le comunità ospitanti nel realizzare strategie che mirino all'estensione della stagione principale o ad attrarre più visitatori fuori dalla stagione. In questo modo, con un approccio partecipativo, le popolazioni locali possono sentirsi più protagoniste attive che destinatarie passive di politiche, azioni, interventi, che avvengono sul loro territorio [19,23].

Gli impatti ecologici sono largamente sinonimo di effetti negativi che si hanno nelle destinazioni a seguito della concentrazione dei visitatori durante il picco stagionale. Tra gli effetti sono piuttosto noti l'erosione fisica, la produzione, lo smaltimento e talvolta lo spargimento dei rifiuti, il disturbo della fauna selvatica, l'inquinamento del mare con i mezzi natanti, la congestione delle strade rurali, e così via. L'uso pesante dell'ambiente naturale durante la stagione di punta arreca impatti sulla capacità di carico ecologica delle destinazioni [40]. Butler evidenzia come le aree che si caratterizzano per alti picchi stagionali e forti concentrazioni nell'uso delle risorse naturali, possono rivelarsi, nel lungo periodo, meno danneggiate rispetto a quelle che subiscono un uso turistico del territorio spalmato nell'anno. Lo stesso punto di vista è condiviso da Hartmann che arguisce come la stagione morta sia l'unica chance per gli ambienti ecologici e naturali di avere un pieno recupero.

Ad esempio, dopo la pandemia Covid c'è stata la riduzione dell'inquinamento atmosferico e acustico principalmente dovuto alle politiche di lockdown adottate dai governi a seguito dello scoppio della pandemia.

Tuttavia, per quanto le emissioni di alcuni gas serra siano diminuite per effetto delle misure differenziate di contenimento della pandemia, questa riduzione è in grado di produrre un effetto scarso o nullo sulle concentrazioni totali accumulate in atmosfera per decenni. Infatti, è da tempo ben documentato che per un calo significativo e permanente, dovrebbe verificarsi un cambiamento strutturale di lungo termine nelle economie nazionali, risultato che può essere raggiunto attraverso la ratifica degli impegni ambientali presi. Inoltre, la diminuzione delle emissioni di inquinanti attualmente osservata in alcuni paesi è solo temporanea ed

una volta attenuata o conclusa la pandemia, gli indicatori politici finora disponibili non permettono ottimismo su cambiamenti del sistema economico mondiale, palesemente proiettato verso un ritorno allo stato originale, senza curarsi del fatto che la concentrazione di inquinanti atmosferici tornerà a salire di nuovo. Inoltre, ci sono effetti negativi che il coronavirus ha prodotto sull'ambiente, correlati all'aumento dei rifiuti domestici e sanitari come maschere, guanti, farmaci usati o scaduti, l'aumento di acquisti online per la consegna a domicilio che hanno generato un ampio incremento dei rifiuti organici e inorganici, ed al contempo è stato registrato anche un aumento dei rifiuti sanitari.

Il fenomeno stagionale che caratterizza la maggior parte delle destinazioni turistiche mondiali consiste in una distribuzione disomogenea del numero di turisti durante l'anno ma che torna anche alla ricorrente stabilità. La stagionalità può essere determinata sia da fattori riguardanti la destinazione turistica (lato offerta) sia da fattori riguardanti l'origine dei turisti (lato domanda).

Sebbene la stagionalità sia una caratteristica quasi universale nel turismo, differisce da luogo a luogo sia per forma che per intensità. Butler, in particolare, ha individuato tre pattern di base portati dal fenomeno: *single peak*, *two peak* e *non peak* [20].

La stagionalità a picco singolo è un tipo estremo di stagionalità. Si verifica quando i turisti sono prevalentemente concentrati in un solo determinato periodo dell'anno. Ciò avviene in alcune località, per le quali la domanda di servizi turistici nei mesi di punta è maggiore rispetto al resto dell'anno. Secondo Butler, questo tipo di stagionalità dipende da una stretta corrispondenza tra l'andamento stagionale della domanda in una regione generatrice e l'andamento stagionale dell'offerta a destinazione. La seconda forma di stagionalità è caratterizzata dalla presenza di due picchi, dovuti alla coesistenza di una stagione primaria e di una secondaria. Due picchi di stagionalità si verificano dove ci sono due stagioni, che possono soddisfare due tipi di necessità. Ad esempio, le località di montagna che attirano sia i turisti estivi che gli appassionati di sport invernali. Infine, i modelli non di punta si verificano principalmente nelle destinazioni urbane dove non esiste un modello stagionale del turismo [20, 37].

Alcuni studi hanno mostrato l'esistenza di un aspetto spaziale insito nella stagionalità. Ci sono due aspetti di questo. La prima riguarda i grandi centri urbani che hanno un andamento stagionale meno pronunciato rispetto alle località turistiche dello stesso paese. Hanno infatti un'operatività più continua durante tutto l'anno perché dipendono da una domanda più diversificata. L'altro aspetto riguarda la location. In particolare, è probabile che le aree centrali sperimentino la stagionalità del turismo in misura minore rispetto alle destinazioni più periferiche. Le ragioni possono essere molteplici. Un primo motivo riguarda l'accessibilità del territorio. La lontananza, infatti, implica una relativa difficoltà di accesso, che potrebbe richiedere lunghi viaggi. Inoltre, è più probabile che vengano effettuati viaggi più lunghi durante l'alta stagione. Inoltre, le aree periferiche tendono a potenziare i trasporti e gli altri servizi solo in alcuni periodi dell'anno in cui la domanda ne giustifica la disponibilità [68].

Per costruire il modello SARIMA (ARIMA stagionale) per le previsioni dei flussi turistici è stata utilizzata la metodologia Box & Jenkins.

Il metodo di Box & Jenkins è una procedura utilizzata per stimare il modello generatore dei dati, che successivamente può essere utilizzato a fini predittivi. In particolare, i modelli più importanti sono: il modello lineare autoregressivo (AR) ed il modello a media mobile (MA). Dalla loro combinazione risultano il modello autoregressivo a media mobile (ARMA) e il modello autoregressivo integrato a media mobile (ARIMA); nel caso la serie storica presenti stagionalità vengono utilizzati rispettivamente il modello SARMA o SARIMA.

La struttura di base del modello ARIMA è che un valore al tempo t è una funzione di valori passati (termini AR) e/o errori passati (termini MA).

Box e Jenkins hanno proposto una metodologia per l'adattamento di un modello ARIMA alla serie temporale, y_t , che consiste nell'proseguimento del seguente schema a tre fasi:

- 1) identificazione del modello;
- 2) stima e
- 3) verifica.

La fase di identificazione mira, in primo luogo, a determinare la trasformazione della serie che induce la stazionarietà in media, varianza e covarianza.

La gran parte delle serie temporali però non presenta caratteristiche di stazionarietà, anzi è colpita da componenti che molte volte si spiegano solo con modelli di tipo stocastico.

Per poter effettuare un'analisi su una serie storica essa deve essere basata su un processo stocastico stazionario, cioè un processo i cui i momenti sono costanti nel tempo, questo perché un processo non stazionario porterebbe risultare le previsioni con risultati distorti.

Una serie stazionaria è una serie per la quale la struttura media, varianza e autocovarianza rimane costante nel tempo.

Una serie temporale generata da un processo stazionario si può immaginare che possa fluttuare intorno alla media, la quale è costante nel tempo e dimostra che la serie si comporta in maniera molto particolare come se la sua memoria degli shock passati decadesse nel tempo.

Risulta conveniente approfondire anche un paio di concetti che saranno ricorrenti nei successivi passaggi, ovvero quelli di: ritardo e quello di differenza prima.

- Per ritardo si intende semplicemente il j -esimo valore di processo stocastico Y : per primo ritardo si intende il valore della serie al tempo $t-1$ che si può indicare con Y_{t-1} , allo stesso modo si indica il j -esimo ritardo Y_{t-j} .

- La differenza prima rappresenta il valore delle serie meno il suo primo ritardo, e viene indicata come: $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$ [44].

Questi concetti sono indispensabili per determinare l'ordine di integrazione delle serie, oppure per determinare il numero di volte che è necessario differenziare una serie per renderla stazionaria ed eliminare il *trend* stocastico (detrending).

Per la non stazionarietà in media (*trend*) si può operare sulla serie originaria in vari modi. Tra questi il più utilizzato consiste nel costruire la serie storica delle differenze di ordine $d = 1, 2, 3, \dots$ scegliendo la differenza d -esima per la quale le realizzazioni della serie risultano ad un'analisi grafica, abbastanza vicine alla stazionarietà rispetto al livello medio. Tale metodo risulta piuttosto semplice e meccanico.

Per la non stazionarietà in varianza (eteroschedasticità) si opera generalmente seguendo due possibili metodi. Per gli studi econometrici si preferisce trasformare dati sempre positivi mediante il logaritmo, dato che tale funzione diminuisce il divario fra minimi e massimi di una successione.

Quindi, in presenza di trend in media (eliminabile con l'operatore di differenziazione) e di trend in varianza (riducibile con la funzione logaritmo) è piuttosto comune trasformare la serie di base perché il processo nuovo ottenuto è, approssimativamente, il tasso di variazione relativo di un processo stocastico di base [51].

Per studiare la stazionarietà della serie storica è possibile realizzare un'analisi dell'autocorrelazione, che indica in che misura i valori della serie storica sono stati determinati dai valori ritardati.

La funzione di autocorrelazione si riferisce al modo in cui le osservazioni in una serie temporale sono correlate tra loro, ed è misurata da una semplice correlazione tra l'osservazione corrente e l'osservazione τ periodi ritardati.

La funzione di autocorrelazione (ACF) può essere definita come:

$$\rho_\tau = \frac{E(x_t - \mu)(x_{t+\tau} - \mu)}{E[(x_t - \mu)^2]} \quad \rho_\tau = \frac{Cov(x_t, x_{t+\tau})}{\sqrt{Var(x_t) \cdot Var(x_{t+\tau})}}$$

Dove $E(x_t - \mu)(x_{t+\tau} - \mu)$ è la covarianza tra i termini x_t e $x_{t+\tau}$ e $E[(x_t - \mu)^2]$ è la varianza.

Un ulteriore strumento di analisi è dato dalla funzione di autocorrelazione parziale (PACF).

Essa è definita da Kirchgässner e Wolters come “la correlazione che rimane se il possibile impatto di tutte le altre variabili casuali è stato eliminato”.

Durante questo passo si verifica la presenza dell'autocorrelazione grazie all'ausilio del correlogramma generato dalla funzione di autocorrelazione (ACF), e dalla funzione parziale di autocorrelazione (PACF), i quali verificheranno la stazionarietà o meno della serie graficamente. La funzione di autocorrelazione, come precedentemente citato, misura la relazione lineare tra i valori in ritardo di una serie temporale.

Spesso si riesce a capire se una serie storica è stata generata da un processo integrato semplicemente guardandone il grafico, tuttavia esistono diversi test statistici, detti test di radice unitaria (unit root tests), quando l'ipotesi nulla è l'integrazione, e test di stazionarietà, quando l'ipotesi nulla è la stazionarietà.

Il test di radice unitaria più noto (anche perché il primo comparso in letteratura) è il test di Dikey-Fuller aumentato (ADF). L'ipotesi nulla è che una certa serie storica sia stata generata da un processo integrato di ordine 1. Per

applicare il test ADF, che è basato sulla statistica t di una regressione ausiliaria, bisogna fissare il numero di ritardi della variabile differenziata da includere a destra dell'uguale della funzione di regressione

$$\Delta y_t = \alpha + \delta t + \gamma y_{t-1} + \beta_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \beta_p \Delta y_{t-p} + \varepsilon_t,$$

dove Δ è l'operatore differenza, $\Delta x_t = x_t - x_{t-1}$ e l'ordine p delle variabili differenziate ritardate è da stabilire a priori. Tipicamente si stimano regressioni per diversi valori di p e si sceglie quello che minimizza un criterio di informazione [51].

Alcuni software (come Stata) fanno questa operazione in automatico. Il test ha una distribuzione non standard, e solitamente i software non sono in grado di calcolare i p -values, ma si limitano a fornire le soglie critiche per diverse ampiezze del test. Quando il test è "a coda destra", si rifiuta l'ipotesi nulla quando la statistica test è maggiore della soglia critica stabilita [51].

Quindi, lo scopo principale della prima fase è quello di analizzare l'andamento della serie: verificare la sua stazionarietà ed analizzarla graficamente. Per poter stimare il modello, la serie deve essere stazionaria, ovvero sia la sua funzione di autocorrelazione (ACF) che la sua funzione di autocorrelazione parziale (PACF) devono tendere ad annullarsi a velocità esponenziale al crescere di k lags (passi). Nel caso in cui la serie non sia stazionaria, quindi quando le due funzioni tendono ad annullarsi troppo lentamente o non si annullano, si procede nella eliminazione di questa caratteristica, differenziando i dati d volte.

Successivamente si passa a selezionare gli ordini p e q del modello ARMA. I correlogrammi forniscono lo strumento più importante di identificazione.

Identificare il modello significa specificare il suo ordine, ovvero identificare i parametri p , d , q (in aggiunta anche P , D , Q nel modello stagionale). Per giungere a questo obiettivo vengono utilizzate la funzione di autocorrelazione e la funzione di autocorrelazione parziale (stimate sul campione).

Da questo confronto vengono stimati degli andamenti che portano all'identificazione della classe del modello di appartenenza:

il modello risulta essere un MA (q) se ACF ρ_k è diversa da zero per $k \leq q$ e se si annulla per $k \geq q + 1$;

il modello risulta essere un AR (p) se la PACF P_k è diversa da zero per $k \leq p$ e si annulla per $k \geq p + 1$;

il modello risulta essere un ARMA (p , d , q) se vengono combinate le caratteristiche di un MA (q) e di un AR (p), il suo corrispettivo stagionale è SARMA;

il modello risulta essere un ARIMA in presenza di un ARMA con d differenziazioni, il suo corrispettivo stagionale è SARIMA [16].

Dallo studio della funzione di ACF e della funzione di PACF, ovvero dal confronto dell'andamento osservato rispetto all'andamento (teorico) deducibile per processi AR(p), processi MA(q) e processi ARMA (p , q) occorre decidere l'ordine p e q delle componenti AR e MA.

È dunque di fondamentale importanza sapere quali sono i comportamenti tipici e teorici delle due funzioni per i processi ARMA (p , q) al variare di p e q .

Nella tabella sotto vengono rappresentati i comportamenti tipici per i differenti processi, che ci possono guidare verso la scelta degli ordini p e q che caratterizzano il modello ARMA.

Tabella 1.1 – Linee guida per determinare gli ordini di p e q del modello ARIMA.

Processo stocastico stazionario e invertibile	Funzioni di autocorrelazione	
	ACF	Parziale ACF
AR(p)	Non si annulla mai, ma decade verso lo zero	È nulla per $k > p$
MA(q)	È nulla per $k > q$	Non si annulla mai, ma decade verso lo zero
ARMA (p, q)	Non si annulla mai, ma decade verso lo zero per i lags $k > p - q$	Non si annulla mai, ma decade verso lo zero per i lags $k > q - p$

Fonte: elaborazione sulla base di [52].

Occorre notare che non è un processo ben definito e di solito sono necessarie alcune congetture e sperimentazioni.

Una volta preso atto del tipo di modello bisogna procedere alla definizione del numero di parametri.

Una volta definito il numero di parametri, si procede con la loro stima. Esistono vari metodi o criteri per scegliere un modello tra quelli plausibili. Il più noto è l'AIC, Akaike Information Criterion, e altri come ad esempio il BIC, Bayesian Information Criterion.

In entrambi i casi il modello scelto sarà quello che minimizza il criterio. Con il metodo di Akaike si tende a selezionare un modello leggermente sovraparametrizzato per n sufficientemente elevato, mentre con quello Bayesian per n non elevato si tende a selezionarne uno leggermente sottoparametrizzato [16].

Un modello con molti parametri è più flessibile e permette una migliore rappresentazione dei dati. Tutto questo è vero fino ad un certo punto, perché se il modello è sovraparametrizzato può accadere che le stime dei parametri tendano a divenire instabili, cioè gli errori quadratici medi stimati tendano a gonfiarsi [16].

Per ovviare al problema della sovraparametrizzazione i valori di p e q (P e Q) che vengono scelti devono essere quelli che minimizzano i due criteri.

Nella fase diagnostica bisogna conseguire i seguenti requisiti per verificare che abbiamo un processo univariato stabile:

- verificare che i residui del modello sono rumore bianco;
- verificare se il processo ARMA stimato è stazionario (le radici AR dovrebbero trovarsi all'interno del cerchio unitario);
- verificare se il processo ARMA stimato è invertibile (le radici MA dovrebbero trovarsi all'interno del cerchio unitario).

Se le condizioni sono soddisfatte si può utilizzare il modello per le previsioni.

Se le condizioni non sono soddisfatte bisogna ripetere il metodo di selezione e stima. In altre parole, provare un altro candidato del modello ARIMA possibile [51].

Quindi l'ultima fase serve a verificare l'adeguatezza del modello stimato attraverso opportune analisi e test diagnostici. Esistono diversi tipi di analisi diagnostiche per arrivare a questo risultato.

La prima avviene attraverso un'analisi grafica. Essa consiste nel consultare il grafico dei residui o il diagramma di dispersione dei punti, i quali non dovrebbero mostrare nessuna regolarità e dovrebbero dar luogo ad una nuvola di punti senza alcuna struttura.

Un altro metodo è quello dell'autocorrelazione dei residui: la serie dei residui viene trattata come una serie storica e si può quindi calcolare la funzione di autocorrelazione empirica. Se la funzione stimata è significativamente diversa da quella di un processo white noise, il modello stimato è buono. Se infatti tutti i valori si trovano all'interno di un intervallo di confidenza $[-1,96 / \sqrt{n}, 1,96 / \sqrt{n}]$ con livello di significatività 5% allora non esiste correlazione fra i residui.

Una serie che non mostra correlazione si può definire una serie white noise, di fatti si aspetta che ogni autocorrelazione sia vicina allo zero. Naturalmente, non saranno esattamente uguali a zero in quanto c'è una qualche variazione casuale. Per una serie white noise, ci si aspetta che il 95% dei picchi della funzione di correlazione si trovi all'interno di una banda di confidenza $\pm 2/\sqrt{T}$ dove T è la lunghezza della serie temporale. È comune tracciare questi limiti su un grafico della funzione di correlazione, come quelli nelle figure, tramite una linea tratteggiata [51,40].

Se uno o più dei grandi picchi sono al di fuori di questi limiti, o se sostanzialmente più del 5% dei picchi sono al di fuori di questi limiti, allora la serie probabilmente non è white noise.

Un terzo tipo di analisi è dato dal test di tipo portmanteau, ad esempio si può utilizzare la statistica elaborata da Ljung e Box.

La previsione, obiettivo dell'analisi, costituisce la fase conclusiva dello studio.

Conclusioni. I vari metodi di previsione della domanda turistica che vengono solitamente praticati possono essere suddivisi in due grandi categorie - approcci qualitativi o quantitativi.

Gli approcci quantitativi attualmente disponibili possono essere suddivisi in tre categorie: modelli di serie temporali non causali, modelli econometrici causali e modelli basati sull'intelligenza artificiale.

I metodi di serie temporali rappresentano un approccio di previsione delle tendenze future basate sulle osservazioni di dati passati e attuali disponibili nel tempo. Il modello delle serie temporali richiede una maggiore gamma di dati storici per aumentare l'accuratezza e anche molto potente per rilevare la stagionalità nei dati. Il vantaggio del metodo consiste nel fatto che esse richiede solo dati precedenti di un'unica variabile per fare le previsioni.

I modelli econometrici si concentrano invece sullo stabilire la struttura della causalità o determinare quanto significativamente le varie variabili esplicative influiscano sulla domanda futura. Il modello causale econometrico viene considerato più preciso e migliore rispetto ai modelli delle serie temporali e all'intelligenza artificiale nella previsione della domanda turistica poiché riesce a collegare le relazioni causali tra la domanda turistica (variabile dipendente) e i suoi fattori di influenza (variabili esplicative).

Negli ultimi 5 decenni le serie temporali e i modelli econometrici sono stati i principali strumenti utilizzati nelle scienze sociali, compresa la modellizzazione della domanda turistica.

I modelli basati sull'intelligenza artificiale hanno guadagnato recentemente una crescente popolarità. Questo approccio ha dimostrato una straordinaria capacità di gestire i big data e i modelli basati sull'intelligenza artificiale hanno dimostrato di avere una precisione superiore nella previsione dei volumi della domanda turistica. Tuttavia, questo campo di ricerca (Big Data) ha una portata abbastanza frammentata e limitata nelle metodologie. Manca, spesso, un quadro concettuale che possa aiutare a identificare i problemi più critici e collegare i Big Data alla gestione e allo sviluppo del turismo e dell'ospitalità. Per questa ragione i ricercatori fanno ancora affidamento principalmente su tecniche basate sull'econometria.

L'integrazione di modelli econometrici e tecniche basate sull'intelligenza artificiale è potenzialmente vantaggiosa per il campo della modellazione e previsione della domanda turistica.

Recentemente sono emersi modelli combinati e ibridi. Gli approcci combinati o ibridi di miscelazione dell'intelligenza artificiale con altri modelli quantitativi hanno migliorato la precisione delle previsioni. I metodi combinati possono fornire una migliore accuratezza delle previsioni. La combinazione di due modelli per ottimizzare i loro vantaggi e produrre modelli più efficaci è stata ampiamente utilizzata dai ricercatori. L'idea di combinare due o tre metodi, se possibile, è consigliabile per massimizzare il potenziale di ciascun modello per la previsione.

Tuttavia, per quanto riguarda l'accuratezza delle previsioni, numerosi studi empirici mostrano che non esiste un modello unico che superi costantemente gli altri modelli in tutte le situazioni.

Uno degli esempi di modello di serie temporali è il modello stagionale ARIMA (SARIMA).

Una varietà di modelli ARIMA è ampiamente utilizzata nelle analisi di serie temporali della domanda turistica perché ha dimostrato di fornire previsioni eccezionali. Diversi sviluppi recenti nelle tecniche di serie temporali si basano su modelli di tipo ARIMA.

Sia il modello ARIMA che l'ARIMA stagionale (SARIMA) vengono utilizzati in ambito turistico perché la stagionalità è una caratteristica comune della domanda turistica. L'idea che sta alla base dei modelli SARIMA è che il processo deve poter descrivere due tipi di relazioni all'interno della serie osservata: la correlazione tra valori consecutivi, che è quella modellata dagli usuali modelli ARIMA, e la correlazione tra osservazioni che distano tra di loro di un multiplo del

periodo. Ciò comporta che le serie appartenenti alla classe dei modelli SARIMA siano caratterizzate da una forte correlazione seriale ai ritardi stagionali, oltre all' usuale autocorrelazione presente nei modelli ARIMA non stagionali.

Uno dei maggiori esperti internazionali del tema della stagionalità è Butler chi la definisce come “uno squilibrio temporale nel fenomeno del turismo che crea un grande problema per l'industria turistica e soprattutto crea difficoltà nell'accesso al capitale, nell'ottenimento e nel mantenimento di personale a tempo pieno, per bassi ritorni sugli investimenti che causano un conseguente alto rischio nelle operazioni e per problemi relativi al picco e all'uso eccessivo delle strutture” . Solitamente, tra le principali cause della stagionalità nel turismo distinguono i fattori naturali e istituzionali.

La costruzione di un modello ARIMA è una procedura che riprende le tre fasi di modellazione dei processi ARIMA di Box e Jenkins:

1) la fase di identificazione, durante la quale si analizzano le funzioni di autocorrelazione per trarre qualche indicazione sui parametri del modello, limitando così il numero di modelli plausibili, senza però necessariamente identificare il modello migliore;

2) la fase di stima e verifica diagnostica, durante la quale si stimano i parametri del modello tramite algoritmi iterativi, si giudica l'adeguatezza del modello tramite opportuni test sull'autocorrelazione dei residui e sulla significatività dei parametri, e tramite criteri di informazione;

3) la fase di previsione, durante la quale si utilizza il modello che si è accettato per produrre le previsioni e i relativi intervalli di confidenza dei valori futuri della serie.

2. Analisi dei flussi turistici in Valle d'Aosta

2.1. Il ruolo economico del turismo in Valle d'Aosta

La regione Valle d'Aosta rappresenta un contesto territoriale peculiare per la sua matrice geografica, storica, culturale ed economica. Dal punto di vista geografico, è una piccola regione alpina situata a nord-ovest della penisola il cui territorio è completamente montuoso, costituita da una valle principale, dove scorre il fiume Dora Baltea, e da un sistema di valli secondarie.

La Valle d'Aosta è la regione più piccola d'Italia. Interamente inserita nella catena alpina, i 74 comuni della regione sono di dimensioni demografiche ridotte (il 60% di questi non raggiunge i 1000 abitanti) con una densità di popolazione molto al di sotto della media nazionale (38 ab./kmq contro i 195 ab./kmq).

In un contesto ambientale dove la montagna domina inesorabilmente, i valdostani hanno saputo trasformare un territorio aspro e difficile in una risorsa. Agricoltura, industria, turismo e artigianato sono le attività principali della regione. Questi settori economici hanno realizzato importanti sinergie tra essi, contribuendo alla crescita economica, occupazionale e alla coesione sociale.

I tassi di occupazione sono elevati, ma la diffusione sul territorio di attività produttive risulta complessivamente abbastanza scarsa. Esse si concentrano maggiormente nel capoluogo Aosta. Le attività si caratterizzano per un numero basso di addetti e per un considerato prevalere del settore dei servizi e del turismo, che si lega sempre più con l'agricoltura. Questo settore tradizionale è, infatti, un motore di sviluppo turistico ed elemento volto a favorire la tutela e la conservazione dell'ambiente. La politica agricola valdostana punta su prodotti tipici di qualità, come il latte che insieme ai suoi derivati rappresenta un pilastro dell'economia, e il vino. Molti sono anche i prati e i pascoli, scarsa è, invece, la coltivazione dei seminativi. Estremamente esigua è la frazione delle coltivazioni destinate alle colture permanenti. Predominano le colture legnose, mentre modesto è l'allevamento.

L'industria ha origini antiche legate allo sfruttamento delle risorse idriche e minerarie. Anche l'artigianato è di tradizione ed è derivato dalla necessità di produrre oggetti di uso quotidiano utilizzando le materie prime disponibili (soprattutto legno e ferro). Oggi la produzione artigianale si caratterizza per la lavorazione del legno, la fabbricazione di pizzi e oggetti in ferro battuto.

Se da un lato la regione può beneficiare di un patrimonio ambientale di assoluto rilievo, dall'altro sconta i disagi e gli svantaggi che un territorio montano comporta. È opinione condivisa che la montagna soffra di uno svantaggio geografico strutturale permanente, che origina sia da fattori fisici sia da fattori antropici a carattere semipermanente, oltre che essere accentuato dalla presenza di attività economiche a spiccata stagionalità e dalla regolazione dell'uso delle risorse.

Nell'ambito dell'economia regionale, il settore turistico riveste indubbiamente un ruolo rilevante, sia diretto che indiretto. Esso incide per circa il 7% sul totale del valore aggiunto prodotto in regione e concentra circa il 14% delle

imprese attive. Inoltre, l'occupazione del settore turistico pesa per il 21% del insieme del settore turistico e commerciale.

2.2. La storia dello sviluppo del turismo in Valle d'Aosta

Le bellezze paesaggistiche, unitamente alla presenza di terme e di beni culturali, hanno favorito nel tempo la vocazione turistica della Valle d'Aosta. Già nel 1700, i viaggiatori inglesi del Grand Tour visitavano questi luoghi affascinati dalle alte cime e dagli stabilimenti termali. Oggi il comparto turistico coniuga tradizione e modernità: da una parte vengono mantenuti e rivalutati gli antichi mestieri e le tradizioni del passato, dall'altra si attuano investimenti per offrire strutture turistiche e impianti moderni, confortevoli e performanti. Lo sviluppo turistico ha determinato, però, la presenza di un patrimonio abitativo contrassegnato da una quota considerevole di seconde case per vacanza [43].

Durante **la prima fase di sviluppo turistico (1880-1914)** ad essere privilegiate erano le località situate a quota medio-bassa (specialmente tra i 1000 e i 1200 m), nelle conche o in ampie valli da dove, preferibilmente, la vista potesse spaziare su cime imponenti e sul contrasto tra il verde dei boschi e il bianco dei ghiacciai. A quote più elevate, venivano scelte invece quelle stazioni che detenevano il "primato" per condizioni climatiche ideali o per straordinari belvedere o per contesti di alte vette mozzafiato.

Era ancora un turismo di passeggiate, cure, escursioni, contemplazione e stupore per ambienti naturali incontaminati e per le ardite imprese alpinistiche, ma era anche una domanda turistica alimentata principalmente da persone che cercavano "visibilità mondana" all'interno dei nuovi Hotel- Palazzo (capacità ricettiva da 200 a 500 persone) caratterizzati da architetture pittoresche, piuttosto che austere, quasi mai però armonizzate con la cultura e le tradizioni locali. A poco a poco si diffuse nella classe dirigente il concetto di vacanza invernale in montagna, complice una certa dose di snobismo, invertendo le consuetudini: un tempo si andava al mare in inverno e in montagna durante la bella stagione (giugno-settembre).

A partire dal 1880, l'idea di fare il contrario affascina, è originale e divertente, ed è curioso osservare come pure, con tanto entusiasmo, l'abbigliamento viene adattato alle differenti condizioni ambientali e climatiche. E se alcuni uomini non sono ancora pronti a rinunciare a un vestito in tre pezzi così come alcune signore non se la sentono di abbandonare abiti lunghi e cappelli, i primi cominciano a fare largo uso di knickerbockers all'inglese (calzoni alla zuava) mentre le signore, in attesa di passare ai pantaloni, usano gonne più ampie e meno pesanti.

Il nuovo concetto di villeggiatura cominciò a fare adepti, delineando anno dopo anno i tratti di un modo di divertirsi fino ad allora sconosciuto: attraverso attività come lo slittino, il bob, il curling e il pattinaggio si combinava l'esercizio fisico con lo svago; E, per quanto, all'inizio del secolo XX, nel mese di agosto la montagna fosse ancora cinque volte più frequentata che a febbraio, le sue attrattive

e lo stile di vita conviviale erano destinati a decretarne il successo. Nessuno parlava ancora di sci, anche se questa invenzione nordica era nata da tempo.

La diffusione dello sci si deve, invece, ai militari, quando i primi Cacciatori delle Alpi, attorno al 1900, furono dotati di sci e non più solo di racchette da neve. In quegli anni nasceva il prestigioso Club des sportifs alpins de la chaînédu Mont Blanc, mentre Abel Rossignol fondava la fabbrica di sci destinata alla fortuna che tutti conosciamo e a Montgenèvre veniva organizzata la prima gara di sci (riservata però solo ai militari). La pratica del nuovo sport si sarebbe diffusa, di lì a breve, a macchia d'olio, dal momento che i sostenitori dello sci diventavano ogni anno più numerosi. In effetti, lo sci, considerato all'inizio come un semplice passatempo stava gradualmente impadronendosi delle vette che da oltre un secolo erano il santuario degli alpinisti, innamorati della montagna in sé, indipendentemente dai vantaggi pratici che potevano ricavarne.

Nel 1911, uscì anche il primo lavoro sugli sport invernali, pubblicato in Francia, in cui gli autori Magnus e La Frégeolière indicavano come le nuove attività interessassero i più nobili giornali e iniziassero a spostare flussi di persone verso la montagna e a portare ricchezza nei paesi che nei mesi invernali non avrebbero avuto modo di lavorare. Stava nascendo, dunque, un nuovo settore economico in quelle località fino ad allora dedite ad una economia agro-silvo-pastorale: per le popolazioni delle regioni montane era l'inizio di una fiorente attività invernale, interamente basata sugli sport della neve e del ghiaccio, che avrebbe col tempo determinato una vera e propria morfogenesi economica e sociale. Nuove abitudini e nuovi costumi urbani” di lì a poco avrebbero “conquistato” anche l'ambiente montano.

Tuttavia, questa nuova realtà turistica era destinata a confrontarsi con il corso della storia: i drammatici eventi dell'estate 1914 paralizzarono i passatempi invernali dentro un tunnel lungo 5 anni. Non che ci fu un arresto completo del flusso di persone verso la montagna, ma certamente quello che succedeva in Europa non disponeva gli animi ai giochi sulla neve. Tutto riprenderà solo dopo la firma del trattato di pace, e il garbato svago di qualche anno prima diventerà, nei cosiddetti “anni folli”, una vera esaltazione. Forse come antidoto agli effetti devastanti della guerra, dopo tanti lutti, la gente sentiva il bisogno di distrarsi, ridere, divertirsi, e le molteplici località montane (dapprima svizzere e poi a seguire austriache, italiane e francesi) iniziarono a registrare il tutto esaurito. Si dava inizio a un'epoca “inebriante”, frenetica, forse un po' folle: la grande epoca degli sport invernali.

La neve domina i pensieri del futuro villeggiante ben prima di scricchiolare sotto i suoi passi, la soffice coltre farinosa ne popola i sogni molto prima della partenza. La fantasia anticipa la realtà nell'elettrizzante momento dei preparativi. Il richiamo delle vette è forte; anzi, si può dire che, assieme alla nascente aviazione e alla radiofonia, gli sport invernali rappresentano il più moderno ed esaltante sogno degli anni Venti [45].

Si apriva, così, **nel 1918 la seconda fase di sviluppo del turismo** (durata all'incirca fino al 1955/58). In essa si consolidò lo sviluppo dello sci, in particolare da discesa, e i primi impianti di risalita, slittovie, funivia bifune fecero la loro

comparsa. Nuove stazioni turistiche nacquero dal nulla, e Sestriere rappresenterà ben presto il principale emblema italiano.

I nuovi sport invernali (pattinaggio su ghiaccio, hockey, bob, sci di fondo e solo successivamente da discesa) vengono vissuti come una sfida. Una sfida che diventa collettiva, coinvolgendo fasce sempre più ampie di popolazione, e rapida e unanime è la risposta all'impegno dimostrato dai "novelli" professionisti della neve per mobilitare un crescente numero di persone attorno ad attività che, per quanto insolite ed ancora elitarie, saranno comunque destinate a interessare di lì a poco un vasto pubblico. Tutto sovverte il vecchio concetto di villeggiatura (disinteresse per il tempo, dolcezza del paesaggio, indolenza...): ora le parole d'ordine sono aria pura ed efficienza fisica.

Si afferma un nuovo "modo di essere", dove il contrasto fra un esterno corroborante (dato dal clima rigido) e un interno ovattato (attorno al fuoco che scoppietta) diventerà il simbolo di un momento storico, in cui l'uomo ritiene di poter avere la meglio sugli elementi naturali, coniugando abilità e tecnica. Anche il senso estetico si adegua: il movimento dell'Art Déco e la "natura" della neve si fondano nei souvenir e nelle immagini dell'epoca. Si esaltano le distese candide, i crinali, i cieli iridescenti e la promozione delle località ad alta quota gioca su queste immagini immateriali di una montagna innevata che vira verso l'astrazione. Gli stessi manifesti pubblicitari riproducono i motivi alpestri e rocciosi con una grafica di forte impatto estetico. Fra i più famosi, quelli della rete PLM (Parigi-Lione-Mediterranea), sono straordinari esempi di comunicazione dello stile in voga, incentrato su aspetti evocativi dello spirito e dei luoghi.

Si diffonde anche una propaganda con finalità educative, poiché eventuali pregiudizi avrebbero potuto ostacolare la diffusione del nuovo passatempo. Pertanto si sottolinea a gran voce negli articoli promozionali dell'epoca che non è il freddo ma il vapore acqueo a sottrarre calore e che in montagna l'aria è immobile, secca, priva di ogni impurità, quasi inebriante come lo champagne. Due settimane di soggiorno ad alta quota valgono quanto due mesi in campagna. Il corpo rinvigorisce, lo spirito si ritempra e gli sport invernali sono un antidoto al fumo, al frastuono, all'aria viziata e alla vita frenetica delle grandi città. La passione per la neve deve conquistare le élite, creare l'immagine snob e mondana delle persone che praticano sport invernale.

Passando attraverso le riviste di moda, i giornali mondani e gli opuscoli dedicati allo sci, i cronisti trasmettono il messaggio del nuovo passatempo invernale come di un'attività gratificante dal punto di vista sociale e distensiva termini personali. E per stuzzicare l'interesse dei neofiti vengono organizzati interi servizi giornalistici, al fine di guidarli nella scelta delle destinazioni, nell'organizzazione del soggiorno e nella composizione del guardaroba più adatto. Del resto è proprio sull'abbigliamento che si fa leva per "apparire" e nuove griffè fanno la loro comparsa sulla neve, quasi per caso! Eleganti abiti sportivi, ma al tempo stesso dallo stile vivace e dinamico, conquistano le adobe "donne delle nevi", e per coloro che la neve non è solo da ammirare o sulla quale fare "salotto", gli abiti diventano confortevoli: le gonne vengono sostituite da pratici pantaloni destinati proprio allo sci.

A frequentare le località montane degli anni Venti del secolo scorso sono soprattutto i giovanotti abbronzati e le ragazze dai capelli corti, quasi che la dimensione "giovane" degli sport invernali rispecchi esattamente l'immagine della loro giovinezza. A differenza, infatti, di quanto avveniva nelle stazioni termali e balneari frequentate da persone di una certa età unicamente in cerca di relax, la montagna è visitata da una popolazione giovane, dinamica e con —una forte propensione all'ilarità collettiva (un pubblico che fa pensare molto al comportamento di chi frequenta oggi i moderni parchi di divertimento). La parola d'ordine era infatti distrarsi, appagare la propria voglia di vivere, forse anche per dimenticare gli anni drammatici della Grande Guerra.

Le persone che praticano gli sport invernali in quegli anni sono la crème della società, ceto opulento, selettivo, esigente, raffinato, e la frequentazione della montagna è soprattutto una dimostrazione di agiatezza e un attestato di modernità. Il ruolo dei creatori di mode e opinioni diviene allora essenziale nella definizione di una geografia dello snobismo, che è la carta d'identità delle stazioni alpine allora in voga. E proprio in montagna nasce anche la moda (rivoluzionaria per quell'epoca) della abbronzatura. Fino a quel momento una carnagione scura tradiva una vita di duro lavoro, magari nei campi. Con l'affermarsi dei soggiorni invernali in montagna le prospettive cambiano: ciò che era stato considerato il segno rivelatore di una vita modesta, nell'arco di qualche anno diventa invece il simbolo di agiatezza e Cortina, per esempio, si propone come luogo di villeggiatura in cui ci si abbronza meglio in assoluto, poiché ben soleggiata. Anche la Valle d'Aosta si promuove ponendo l'accento sull'esposizione al sole delle sue località.

Dal momento che gli sport invernali sono considerati simbolo di giovinezza, eleganza e modernità, anche le località di montagna devono dimostrarsi giovani, eleganti e moderne e per tale motivo la trasformazione dei paesi alpini in stazioni turistiche invernali diviene una delle espressioni più interessanti dell'urbanistica di inizio XX secolo. Per accogliere, infatti, gli appassionati di sport sulla neve, gli imprenditori investono in ristrutturazioni radicali, e nelle località che vantano la neve migliore, le piste più ambite e l'esposizione solare vengono realizzati sofisticati impianti su aree fino ad allora incontaminate.

Tra la metà degli anni Cinquanta fino ai primissimi anni Ottanta del secolo scorso si apre dunque **la terza fase di sviluppo turistico**, caratterizzata da un turismo di massa estivo (soprattutto dagli anni Sessanta alla prima metà del 1970) e invernale (dai primi anni Sessanta fino ai primi anni Ottanta), dalla proliferazione degli impianti di risalita e dall'intensa speculazione edilizia con la diffusione di appartamenti per vacanze. Anche le piccole località montane vengono investite da profondi cambiamenti infrastrutturali ed abitativi, seppure molte di queste non incontreranno, nel tempo, quel successo turistico tanto atteso. Chalet e "case familiari" si affiancano ai nuovi condomini, che moltiplicano il numero di piccoli proprietari di appartamenti in montagna, fino ad arrivare alla formula dei resort, della multiproprietà e dei villaggi all inclusive. L'immagine della villeggiatura "dorata" è definitivamente destinata a finire e per gli sport invernali si profila all'orizzonte una diversa fisionomia, standardizzata e rivolta ad un pubblico sempre più massificato.

Il turismo estivo, per lo più stanziale, con lunghi soggiorni di vacanza, si lega ancora alla tradizionale passione per la contemplazione dell'ambiente montano, alle escursioni e alle passeggiate, insomma al relax psicofisico. Quello invernale, invece, ruota intorno a un nuovo must, la settimana bianca, allo sport, alla forma fisica, all'aperitivo, ai locali notturni, alle avventure galanti. La montagna fa solo da sfondo, così come i contatti con i locali si riducono a semplici incontri occasionali e legati essenzialmente alla prestazione di servizi per i turisti.

Soprattutto lungo le nostre Alpi occidentali si impongono in quegli anni, sul modello francese, le stazioni "integrate" poste ad alta quota, sopra il livello degli alpeggi, nel rispetto dello ski-total, della neve sicura e di quel corredo infrastrutturale tipicamente urbano necessario per soddisfare qualunque bisogno di svago del turista. Le new towns turistiche, pianificate (o di sommaria pianificazione!) si sviluppano spesso in modo disordinato, con immobili a parallelepipedo, quadrati o a gradoni incastonati nei pendii. Valenze architettoniche che, seppure originali, sono agli antipodi da quanto un turista dovrebbe aspettarsi dalla montagna.

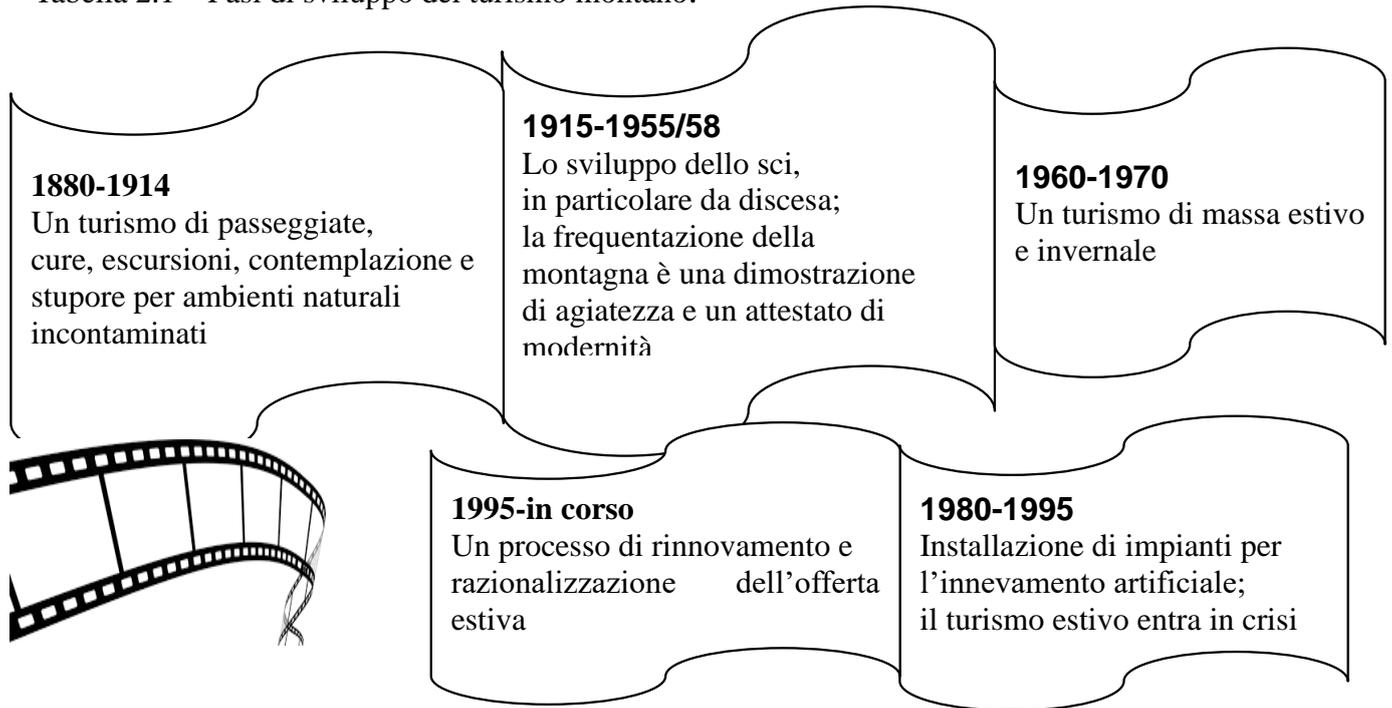
Contemporaneamente alla diffusione delle stazioni "integrate" o "selvagge", molte località già esistenti e dotate di impianti obsoleti, non collegati ad altre stazioni sciistiche, e con scarsi mezzi finanziari, cessano di esistere, trasformandosi in taluni casi in vere e proprie "ghost town".

Tra i primi anni Ottanta fino a metà anni Novanta, periodo che si identifica con **la quarta fase di sviluppo turistico**, si consolida il turismo invernale attraverso nuovi caroselli sciistici intervallivi, l'installazione di impianti per l' innevamento artificiale e il processo di ammodernamento degli impianti di risalita. Tale consolidamento segue, peraltro, la moda delle cosiddette "vacanze di Natale" (dal titolo di una fortunata serie di film "leggeri" firmati da Carlo Vanzina), dove i turisti per le festività natalizie si danno appuntamento sulle piste da sci: i più ricchi o "arricchiti" si ritrovano tutti nel lusso di Cortina, tra alberghi e case di proprietà; gli altri in una delle tante località alpine dove, nella maggior parte dei casi, si riapre per l'occasione la casa di villeggiatura.

Diversamente da quanto accade per l'inverno, il turismo estivo entra in crisi, poiché sempre meno alla moda e costoso se confrontato con altre mete concorrenziali (come il mare, le mete esotiche, le capitali, le grandi città d'arte). Molte località vengono associate, inoltre, a un'immagine superata della vacanza, dove il semplice ammirare la montagna o il dedicarsi alle sole passeggiate non è più (o non può essere) il solo motivo di attrazione.

All'inizio degli anni Novanta, anche il turismo legato allo sci mostra le prime battute d'arresto perlopiù legate alle nuove "mode" del turismo e al ripetersi di inverni "caldi" e con poche precipitazioni nevose. Da quel momento si innesta, per la sopravvivenza del turismo montano, un processo di rinnovamento e razionalizzazione dell'offerta estiva e invernale che apre **la quinta fase di sviluppo turistico tuttora in corso**.

Tabella 2.1 – Fasi di sviluppo del turismo montano.



Attualmente il turismo montano è sottoposto a innumerevoli cambiamenti strutturali e operativi a causa di fattori sia esogeni che endogeni quali: variazioni climatiche, scarsità di territorio su cui innestare nuove operazioni edilizie, cambiamenti socio-demografici della “domanda”, offerta frammentata, mancanza di un’organizzazione di gestione della destinazione. Gran parte dell’offerta turistica, particolarmente delle stazioni montane di piccola e media dimensione, risulta essere poco consona alle esigenze di una domanda in continua evoluzione.

Come verrà analizzato nel prossimo capitolo in contesti montani come la Valle d’Aosta, la stagionalità risulta molto forte. Si tratta in alcuni casi di una stagionalità unica, dove l’alta concentrazione dei flussi turistici si riscontra principalmente nei mesi della stagione sciistica che va da novembre a marzo. In altri casi, vi è una doppia stagionalità, dove ai mesi invernali si affianca altresì un picco nei flussi turistici legati alla montagna estiva (luglio-agosto).

La stagionalità tuttora considerata una grande problematica per l’industria turistica, in quanto responsabile della creazione di innumerevoli difficoltà nei luoghi in cui si manifesta, ponga delle ulteriori difficoltà nella promozione e nella comunicazione dell’identità’ territoriale da parte di soggetti non radicati sul territorio.

L’immagine di una montagna poco dinamica, ma costosa, crea un quadro complessivo, che richiede radicali cambiamenti nella gestione del territorio e delle risorse attraverso il coinvolgimento delle comunità locali, quali protagoniste del governo del territorio poiché portatrici di identità culturale. Tale protagonismo esige, però, risorse finanziarie e umane capaci di esprimere creatività, innovazione e disponibilità a re-interpretare la nuova domanda turistica.

Nasce di conseguenza anche la necessità di una rilettura e decodifica del territorio montano, che tenga conto di tutti gli elementi che caratterizzano il

contesto su cui operare. L'immagine "fotografica" di un luogo, e le relative emozioni che esso trasmette, può essere contemporaneamente vissuta in modi antitetici, adottando schemi di lettura differenti. Per gli stessi residenti, la località di montagna può essere vista come "un piccolo borgo, isolato dal mondo, privo di qualsiasi "attrattiva" economica e ricreativa e pertanto luogo non desiderabile" oppure come "luogo dove si possono ancora assaporare pace e tranquillità" o ancora "luogo ricco di risorse naturali e culturali, che ne fanno una meta turistica da potenziare e valorizzare".

Queste molteplici percezioni che si possono avere del proprio luogo di residenza influiscono sia sui giudizi di valore e sulle "categorie" di preferenza di un territorio rispetto ad un altro sia sulla volontà di innescare delle situazioni di scambio tra residenti e turisti (traducibile in alto o basso grado di accoglienza).

I processi d'intenso sfruttamento delle risorse montane, che hanno accentuato le già esistenti criticità ambientali, sono strettamente legati alla modernizzazione.

Numerosi i nuovi "rischi tecnologici" legati alla modernizzazione che s'inseriscono sul territorio montano, quelli determinati dalla presenza di strutture ed infrastrutture di forte impatto ambientale: autostrade, ferrovie ed aeroporti, gallerie e dighe, miniere ed imprese di estrazione del legname, creazione di località turistiche [24].

In particolare, l'apertura delle regioni di montagna ai trasporti moderni ha trasformato profondamente l'economia montana, i caratteri e gli stili di vita della popolazione stessa, incrementando la mobilità di persone tra valli e pianura, lo scambio di merci e beni prima scarsamente accessibili e favorendo l'integrazione delle economie locali con quelle nazionali ed internazionali. L'intensificarsi di questi processi di scambio con l'esterno, se da una parte ha arricchito economicamente e culturalmente diverse regioni montane, dall'altra ha condotto inevitabilmente ad un impoverimento del sistema territoriale locale. L'abbandono dei terreni e delle pratiche agricole e pastorali tradizionali, nonché quello dei sistemi di gestione del suolo, che per secoli avevano contribuito alla salvaguardia dell'equilibrio idro-geologico hanno determinato in maniera diretta il degrado e l'impoverimento del contesto ecologico montano complessivo [5].

Oltre all'evidente impatto ambientale causato dai mezzi di trasporto, le moderne linee di mobilità hanno determinato una sempre maggior dipendenza dalla pianura, non solo in termini economici, ma anche culturali, registrando un progressivo abbandono delle attività e dei caratteri della cultura montana tradizionale. Inoltre, lo sviluppo del turismo e il diffondersi di una nuova funzionalità della montagna intesa come ambito ricreativo e di svago per le masse urbane, è stato accompagnato da importanti trasformazioni delle forme di insediamento e delle tipologie del patrimonio edilizio montano che hanno portato verso una nuova definizione dello spazio e del paesaggio.

Il turismo, in relazione al numero sempre maggiore di spostamenti a scopo ricreativo, è stato infatti evocato per decenni come il principale elemento in grado di favorire la "sopravvivenza" di determinati luoghi, altrimenti destinati allo spopolamento. Gli abitanti stessi della montagna hanno visto nel turismo la panacea

per risolvere le problematiche che affliggevano il territorio: l'apertura di un'attività turistica e la vendita di suoli per l'edilizia turistica sono così diventate le modalità privilegiate per ottenere buoni guadagni in tempi brevi.

Se nel caso degli insediamenti in alta quota il turismo ha contribuito in parte al mantenimento della popolazione, seppure con carichi demografici fortemente altalenanti tra un periodo e l'altro dell'anno, è altrettanto vero che la mancanza di politiche territoriali "sostenibili" hanno prodotto forti ripercussioni sul tessuto sociale, culturale e soprattutto ambientale [13].

La pratica di forme di turismo "d'assalto" volte ad un consumo rapido del territorio ma scarsamente incisivo sulle economie locali, nonché del turismo delle seconde case, fortemente invasivo dal punto di vista paesaggistico, ha determinato in numerose realtà montane una quasi totale dipendenza dal settore, accrescendo le problematiche di natura ecologica ed economica [31].

Oltre al traffico e all'inquinamento acustico e atmosferico legato agli spostamenti automobilistici, il forte impatto ecologico del turismo sugli ecosistemi montani è riscontrabile non solo nei centri di fondovalle e nelle località sciistiche di alta montagna, ma anche sui ghiacciai e sulle cime più elevate. La presenza di inquinanti (additivi chimici utilizzati per le piste, rifiuti...) all'interno della massa glaciale è la conseguenza diretta delle attività umane: prima fra tutte vi è l' innevamento artificiale delle piste che in Italia raggiunge il 60 %, considerando che la metà delle stazioni sciistiche si trova sotto i 1300 metri. La CIPRA (Commissione Internazionale per la Protezione delle Alpi, organizzazione non governativa di coordinamento fondata nel 1952, rappresenta circa 100 associazioni tra i diversi paesi alpini. Tra le finalità principali vi è quella di ottenere un approccio globale di tutela del patrimonio naturale e culturale alpino) ha stimato che per innevare artificialmente i 23.800 km di piste delle Alpi sono necessari ogni anno 95 milioni di metri cubi d'acqua, pari al consumo annuo di una città con 1,5 milioni di abitanti. L'impatto sulla rete idrica naturale e sui bacini di acqua potabile utilizzati è decisamente "poco" sostenibile, con conseguenze dirette non solo per l'ambiente e le comunità locali, ma anche per la popolazione urbana della pianura [18].

Nonostante le numerose criticità ambientali legate al settore turistico, il modello di rivalorizzazione degli ambienti montani è tuttora considerato vincente. Grazie al turismo, infatti, villaggi rurali e vallate remote e depresse hanno conosciuto una forte rivalutazione economica e sociale [66]. Tale modello di riqualificazione si è però inserito nel territorio alpino italiano in modo estremamente disomogeneo, prediligendo le località dotate di maggiore accessibilità o di particolari "risorse" naturali e culturali, mentre le comunità minori sono state destinate ad un inevitabile crollo economico e demografico. Inoltre, laddove l'industria del turismo si è inserita nel territorio montano come principale (se non unica) attività economica, essa, nel corso del tempo, ha dovuto sottostare alle fluttuazioni economiche e, soprattutto, ai cambiamenti dei gusti dei consumatori (sempre più repentini e diversificati), con considerevoli conseguenze negative in termini socio-economici per le comunità locali [37].

L'equilibrio tradizionale tra ambiente naturale e società montana, alla luce dei processi di modernizzazione che hanno investito la montagna dalla seconda

metà del 1900 ad oggi, ha subito così un cambiamento radicale con effetti spesso contraddittori e antitetici. Se alcune aree e località hanno registrato un notevole innalzamento degli standard di vita grazie allo sviluppo di un buon grado di interazione con le economie e le culture nazionali ed internazionali, numerose altre, invece, hanno assistito ad una sempre maggiore dipendenza dall'esterno, che ha innescato nuove forme di vulnerabilità economica, sociale e culturale [12]. È riemersa così, dopo decenni di dominio delle economie di profitto manovrate per lo più dall'esterno, la consapevolezza di valorizzare le "identità" culturali e le risorse naturali del territorio.

È necessario interrogarsi sul modello di sviluppo del turismo conosciuto fino al 2019 che si era rivelato non sempre sostenibile né da un punto di vista ambientale, né sul piano sociale e, molto spesso, nemmeno dal punto di vista economico.

La necessità di un cambio di paradigma -anche nel turismo- era già presente prima della pandemia ma, nello scenario post COVID si potrebbe accentuare un orientamento della domanda verso destinazioni attente alla sostenibilità.

Una destinazione turistica ha necessità di dover "programmare e gestire" i propri visitatori, al fine di assicurarsi un successo di lunga durata. Ciò implica un'approfondita conoscenza del fenomeno turistico già preesistente, ma anche accurate decisioni su "cosa fare" e "chi attrarre di nuovo", allo scopo di organizzare e pianificare modalità, tempi e apparato di servizi necessari per ospitare e soddisfare la "clientela".

2.3. Analisi dei flussi turistici in Valle d'Aosta negli anni 2015-2020

In Italia il settore turistico ha grande rilevanza economica. Negli ultimi 5 anni dal 2015 al 2020 la sua incidenza sul Prodotto Interno Lordo nazionale va da un minimo di 10,2% nel 2015 ad un massimo di 13,1% nel 2019 (World Travel and Tourism Council); il contributo totale sul PIL si aggira attorno ai 236,4 miliardi di euro e 15% dell'occupazione totale.

Dopo due anni dall'inizio della pandemia da Covid-19 i segni delle ferite economiche, sociali e sanitarie in Italia sono ancora profonde. In termini economici l'impatto della pandemia è stato disastroso in molti settori, specie nei servizi.

Il turismo è uno dei settori che ha risentito per primo e, in modo più violento, della crisi sanitaria. Le misure introdotte per limitare i contagi nel mondo hanno portato a una quasi completa cessazione delle attività turistiche in maniera improvvisa, diffusa e simultanea.

Nel 2019, il turismo in Italia aveva segnato il proprio record storico. La nazione era arrivata al numero massimo degli arrivi pari a 131381653 di persone tra i quali 65010220 (49,48%) erano stranieri (figura 2.1.).

Dopo il record del 2019, nel 2020, come anche in tutti gli altri paesi europei, i flussi turistici in Italia hanno subito un profondo shock. Si è verificata una forte

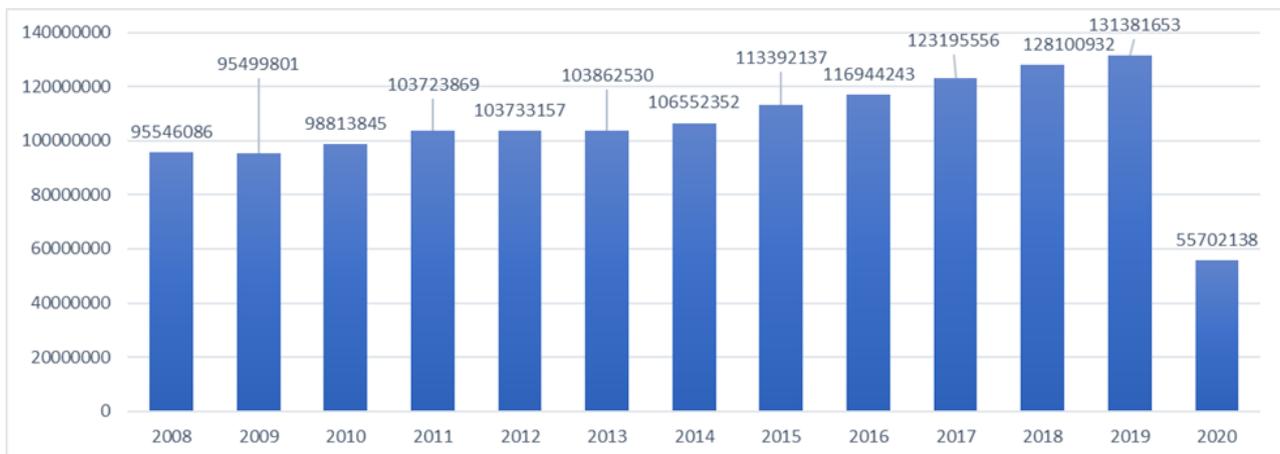
inversione della tendenza positiva: a causa della pandemia da Covid-19, si è registrato il meno 57,60% sul numero degli arrivi turistici oppure, in termini fisici, meno 75679515 persone rispetto all'anno precedente.

Nel 2020 il turismo valeva il 7% del PIL italiano- con un calo del 51% rispetto al 2019- per un valore di 115,8 miliardi di euro; lo stesso anno si è osservato un calo del 9,6% dell'occupazione totale che ha generato il meno 13,8% del valore aggiunto totale e dell'occupazione nel 2020 [6].

Nonostante questo periodo negativo, il turismo per l'Italia rappresenta ancora un settore fondamentale per la sua economia.

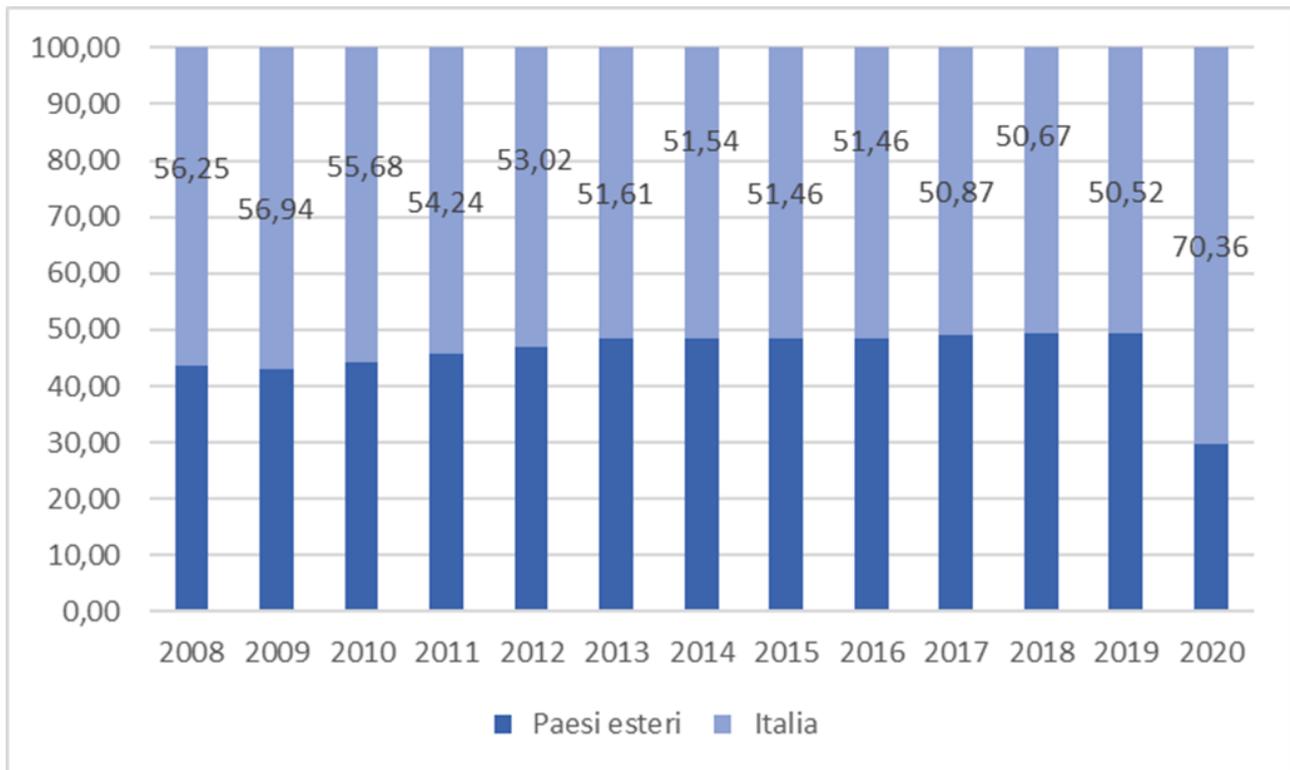
Come si può osservare dalla figura 2.2. la composizione degli arrivi turistici nel periodo 2008-2019 è stata strutturalmente in pareggio: il 50-56% erano italiani e il 44-50% erano stranieri. A causa della situazione pandemica, il turismo internazionale, a livello globale, ha subito una battuta d'arresto mai registrata prima come affermato anche dall'UNWTO (United Nations World Tourism Organization). Nonostante la riapertura delle frontiere dopo il lockdown, gli arrivi di stranieri hanno registrato flessioni molto negative – la struttura è dunque cambiata in modo significativo e, nel 2020 il 70,36% di turisti presenti erano italiani.

Figura 2.1. - Arrivi di turisti in Italia negli anni 2008-2020, numero di persone.



Fonte: Elaborazione sulla base di [26].

Figura 2.2. – La struttura degli arrivi turistici in Italia negli anni 2008-2020, %.

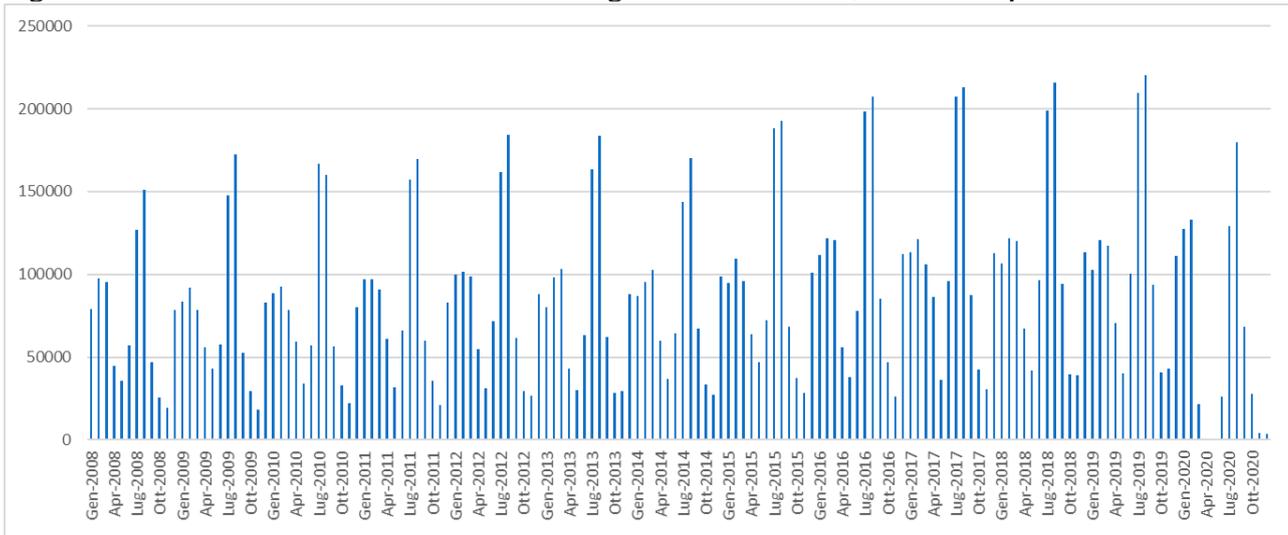


Fonte: Elaborazione sulla base di [26].

Il turismo è una risorsa fondamentale anche per la regione Valle D’Aosta. Il territorio offre notevoli opportunità: sia per quanto riguarda il turismo invernale legato allo sci e agli sport invernale, sia per quanto riguarda il turismo estivo legato alle escursioni naturalistiche tra parchi e riserve naturali e, alle visite nei luoghi storici e caratteristici della regione. Per attrarre turisti nella regione sono necessari investimenti da parte della regione nell’offrire attrattive di richiamo e, da parte dei servizi recettivi nell’essere in grado di accomodare le esigenze dei turisti [67].

Negli ultimi anni la Valle d’ Aosta ha accolto oltre un milione di turisti. C’è stata sempre tendenza positiva degli arrivi turistici verso la regione, esclusi i periodi di crisi che sono risultati negativi a livello generalizzato. Nel 2012 si è registrata la prima caduta con un calo di 37158 negli arrivi ma, dopo tale anno, la crescita degli arrivi turistici è stata una costante; nonché si raggiunse il valore massimo di 1270306 persone registrato nel 2019. La seconda caduta rilevante è stata registrata nel 2020, a seguito del Covid 2019; il valore degli arrivi verso la regione è diminuito del 548954 in termini fisici. In particolare, nei mesi del lockdown (dall’ 11 marzo al 4 maggio) la domanda si è quasi azzerata: arrivarono 229 persone nel mese di aprile e, 755 persone nel mese di maggio.

Figura 2.3. - Arrivi turistici in Valle d'Aosta negli anni 2008-2020, numero di persone.



Fonte: Elaborazione sulla base di [26].

Come è stato accennato nel capitolo precedente, la domanda di servizi turistici è sempre stata il principale oggetto di analisi nella letteratura economica di riferimento. Diversi studi degli ultimi anni hanno evidenziato un trend in aumento della domanda turistica totale e una marcata stagionalità per molte destinazioni.

L'analisi dei dati relativi alla regione di Valle d'Aosta mostra uno scenario coerente con quanto affermato. L'evoluzione della domanda turistica nella regione della Valle d'Aosta è stata caratterizzata da una continua tendenza al rialzo (esclusi periodi di crisi).

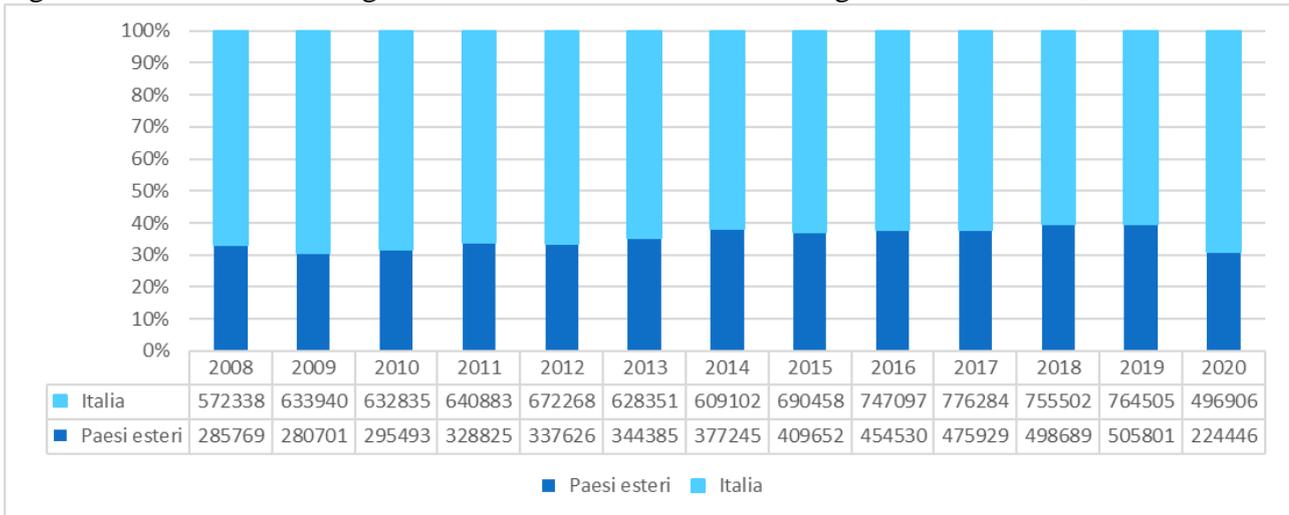
Dalla figura 2.3. appare evidente che la domanda turistica sia caratterizzata da una marcata stagionalità degli arrivi: in termini di arrivi coesistono due picchi dovuti a una stagione primaria dei mesi estivi e, a una secondaria dei mesi invernali. Gli arrivi sono concentrati nei mesi estivi e invernali, specialmente nel mese di agosto, mentre si registrano valori minimi nei mesi autunnali (ad ottobre).

La tendenza di concentrarsi nella stagione estiva rafforza l'immagine della regione come una destinazione per un turismo di massa interessato al sole nei parchi, ai giardini botanici e, ai percorsi naturalistici; ma, nel medesimo tempo, costituendo relativi problemi in termini di sostenibilità delle risorse ambientali.

Il picco estivo potrebbe essere spiegato anche dalla posizione geografica della regione. Infatti, secondo la teoria spaziale della stagionalità che è stata esposta nel primo capitolo, l'accesso alle aree remote richiede viaggi più lunghi che vengono quindi effettuati in estate, quando gli individui hanno più tempo a disposizione.

Si dovrebbe notare che fenomeno descritto non significa che la stagione più importante è estate poiché tale situazione riguarda gli arrivi turistici nella regione che vengono analizzate in questo studio poiché rappresentano la variabile principale delle analisi. In termini di presenze invece i due picchi si equivalgono. Il risultato dipende dal fatto che le permanenze sono più brevi nel periodo estivo.

Figura 2.4. – La struttura degli arrivi turistici in Valle d’Aosta negli anni 2008-2020, %.

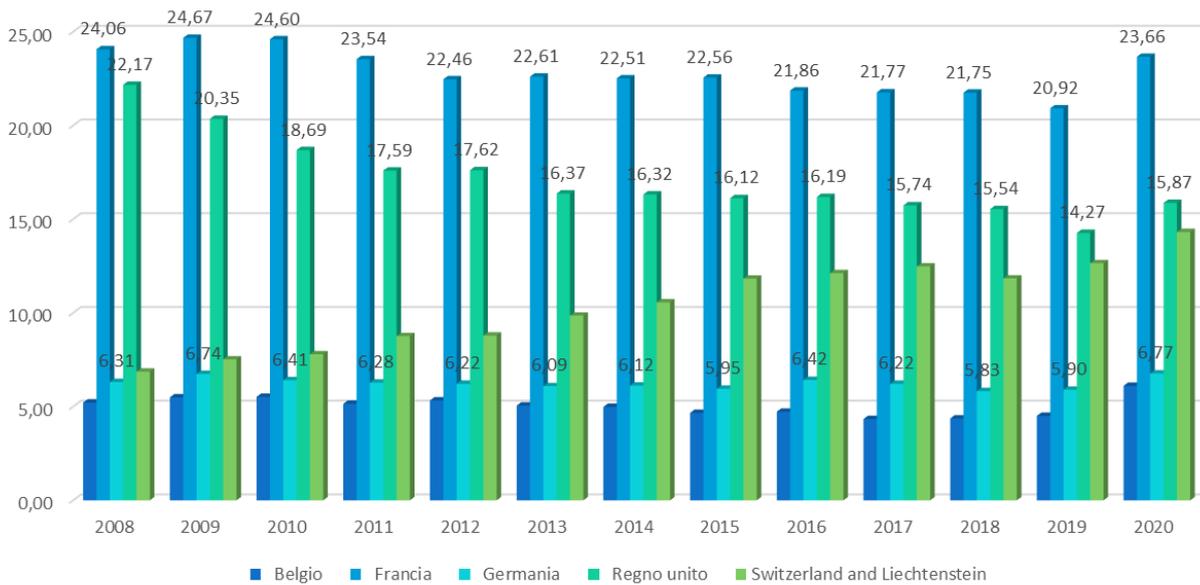


Fonte: Elaborazione sulla base di [26].

I turisti italiani costituiscono dal 60,2% al 69,3% nella struttura degli arrivi in Valle d’Aosta. Nella figura 2.4. si può notare che la struttura di turisti nel periodo in esame rimane sostanzialmente stabile; cambia significativamente solamente nei periodi della crisi. Nel 2009 gli italiani hanno raggiunto la percentuale massima di 69,3% nella struttura di turisti; un andamento simile si è verificato anche nel 2020. In tale anno, senza alcun dubbio, la pandemia ha influenzato tutta la struttura del settore turistico, ma, in termini comparativi il contesto valdostano è stato meno segnato rispetto al settore italiano, stabilendo così il 68,9% di turisti italiani.

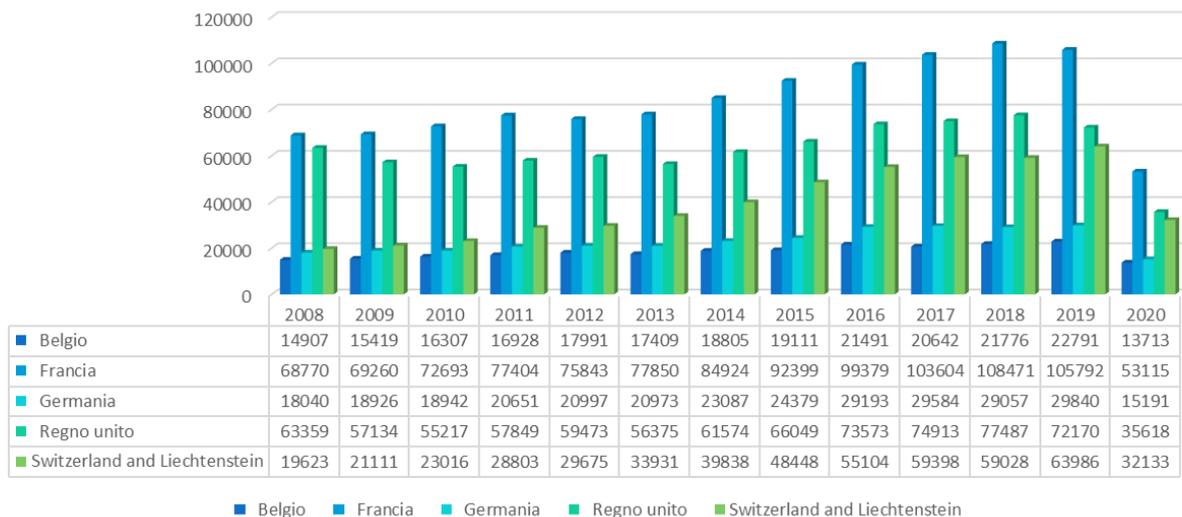
Come si può osservare dalla figura 2.5. la maggior parte dei turisti provengono dalla Francia (con un 20,92% nel 2019 ad un massimo del 24,67% nel 2009), dal Regno Unito (con una percentuale minima del 14,27% registrata nel 2019 e una massima del 22,17% nel 2008), dalla Svizzera che ha una tendenza sempre positiva negli anni 2008-2020 (partendo dal 6,87% nel 2008 e raggiungendo una quota del 14,32% su tutti i turisti stranieri nella regione), dalla Germania che nel periodo considerato ha rappresentato circa il 5-6% dei turisti stranieri nella regione, e dagli altri paesi.

Figura 2.5. – La composizione principale dei turisti stranieri in Valle d’Aosta negli anni 2008-2020, espressa in %.



Fonte: Elaborazione sulla base di [26].

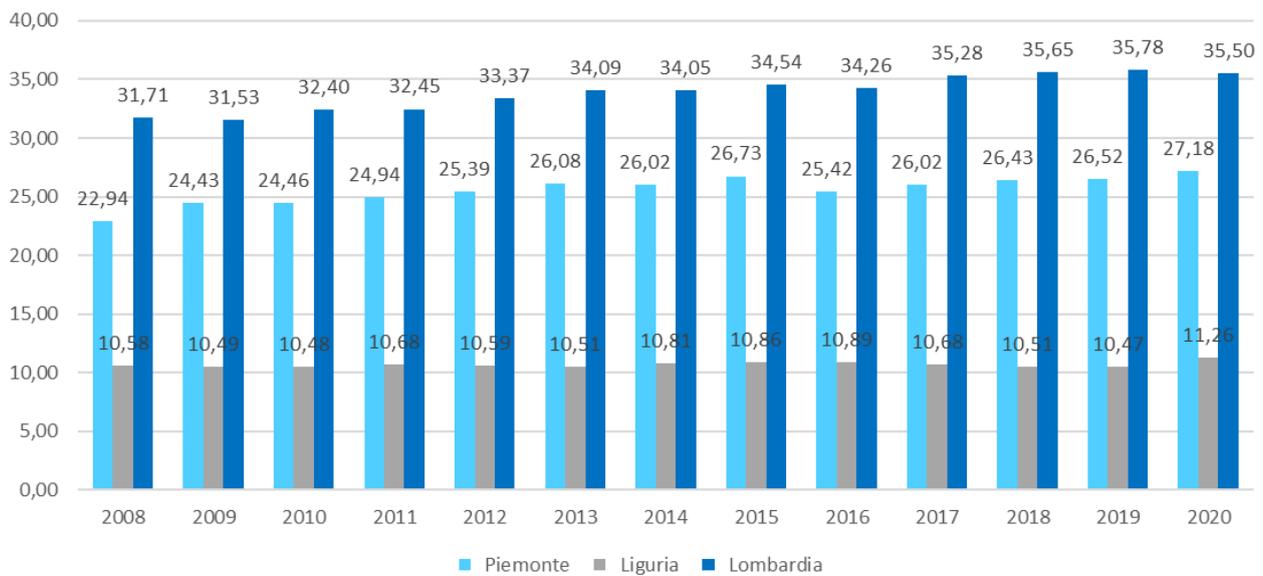
Figura 2.6. – La composizione principale dei turisti stranieri in Valle d’Aosta negli anni 2008-2020, espressa in numero di persone.



Fonte: Elaborazione sulla base di [26].

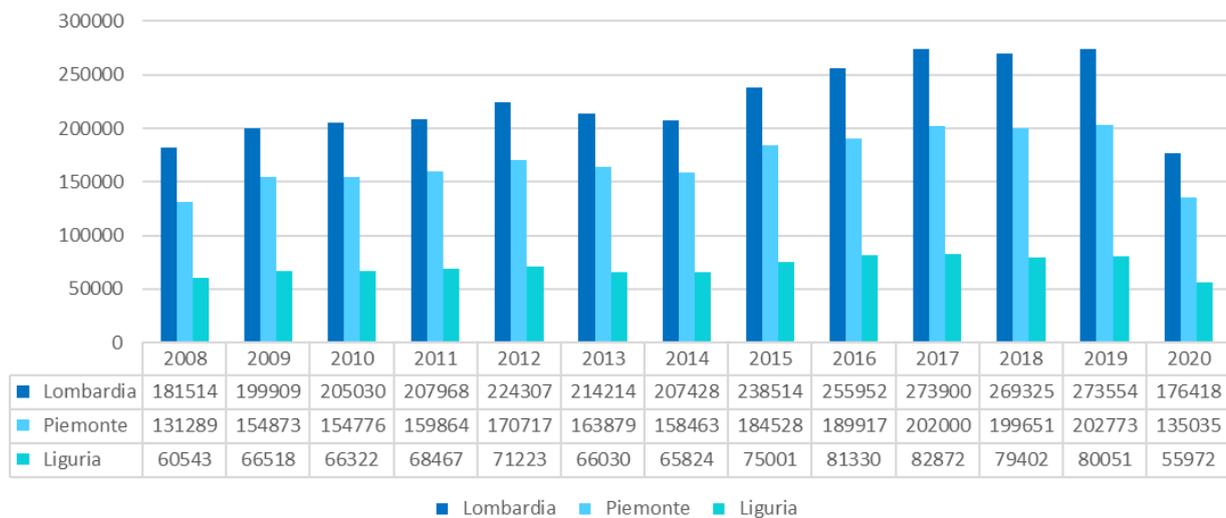
A seguito vengono rappresentati le regioni principali dalle quali arrivano in Valle d’Aosta i turisti italiani. Come si può vedere nelle figure 2.7. e 2.8. gli italiani principalmente arrivano dalla Lombardia, dal Piemonte e Liguria con una quota degli arrivi turistici italiani massimi di 35,78%, 27,18% e 11,26% negli anni 2019-2020 e costituiscono in valore reale 273554, 135035 e 55972 turisti rispettivamente. Tale regolarità può essere spiegata dalla vicinanza geografica delle regioni.

Figura 2.7. – La composizione di turisti italiani negli arrivi turistici in Valle d’Aosta negli anni 2008-2020, espressa in %.



Fonte: Elaborazione sulla base di [26].

Figura 2.8. – La composizione di turisti italiani negli arrivi turistici in Valle d’Aosta negli anni 2008-2020, espressa in numero di persone.



Fonte: Elaborazione sulla base di [26].

Conclusioni. La Valle d’Aosta è la più piccola e meno popolata delle regioni italiane ma, presenta una forte vocazione e valenza turistica grazie al suo ricco patrimonio naturale, storico, artistico e culturale. Regione esclusivamente montana, circondata dalle vette più alte d’Europa, si presenta sotto il profilo morfologico come una lunga valle in cui ne confluiscano varie altre.

Tra le pratiche turistiche che da secoli caratterizzano tale regione vi sono: il termalismo, l’alpinismo e, più in generale, il cosiddetto turismo montano, i quali occupano indubbiamente un ruolo di rilievo. Il loro crescente sviluppo ha reso il turismo un’attività determinante così da influire sull’organizzazione economica e sociale valdostana.

Le bellezze paesaggistiche, unitamente alla presenza di terme e di beni culturali, hanno favorito nel tempo sulla sua vocazione turistica.

A partire dal 1880 si è affermato un turismo di passeggiate, cure, escursioni e, fino ad oggi, il turismo montano si è caratterizzato da un numero sempre maggiore di spostamenti a scopo ricreativo in montagna.

La vocazione turistica di un luogo si “misura” attraverso costi e benefici.

Il turismo di massa, nato negli anni sessanta, è stato capace di compensare (se non completamente, almeno in parte) alla perdita di posti di lavoro; ha favorito la “sopravvivenza” di determinati luoghi montani -altrimenti destinati allo spopolamento-; ha incrementato il reddito locale; ha migliorato le strutture economiche (per lo meno quelle che ruotano attorno al turismo); ha dato un valido apporto al commercio e all’artigianato locale. Nonostante ciò, è bene ribadire che la pratica di forme di turismo “d’assalto”, volte ad un consumo rapido del territorio ma, scarsamente incisivo sulle economie locali, ha determinato la crescita di problematiche di natura ecologica ed economica.

Pertanto, ai benefici sopra elencati corrispondono dei costi: tra questi è possibile citare, per esempio, la trasformazione di molte società agricole in società dai caratteri e dalle “mode” sempre più urbane; l’importazione dei quadri dirigenziali del turismo dall’esterno e di modelli eccessivi di consumo; la speculazione edilizia; la svendita e la saturazione del territorio; l’erosione della cultura locale (oggi però ampiamente ricercata e rivitalizzata); la stagionalità e la “monoculturalità” economica portata dal turismo.

Nonostante le numerose criticità ambientali legate al settore turistico, il modello di rivalorizzazione degli ambienti montani è tuttora considerato vincente. Tale modello di riqualificazione si è inserito nel territorio alpino italiano in modo estremamente disomogeneo, prediligendo le località dotate di maggiore accessibilità o di particolari “risorse” naturali e culturali, mentre le comunità minori sono state destinate ad un inevitabile crollo economico e demografico.

L’esame dei costi e dei benefici del turismo alpino induce oggi a riflettere sugli errori storici commessi nelle diverse realtà montane. È riemersa così, dopo decenni di dominio delle economie di profitto manovrate per lo più dall’esterno, la consapevolezza di valorizzare le “identità” culturali e le risorse naturali del territorio.

Attualmente il turismo montano è sottoposto a innumerevoli cambiamenti strutturali e operativi a causa di fattori sia esogeni che endogeni.

Cultura locale, salvaguardia ambientale e sviluppo sostenibile sono diventati i nuovi concetti chiave del discorso sulla montagna, la quale, alla luce delle profonde trasformazioni di carattere ambientale globale è diventata, proprio in quanto area sensibile, simbolo dell’urgenza del cambiamento.

Nei paesi più sviluppati l’atteggiamento verso la montagna ha iniziato lentamente a modificarsi e oggi sono proprio le popolazioni montane a rivendicare una sempre maggiore autonomia locale e possibilità di accesso e controllo delle risorse, limitando lo sfruttamento esterno e assumendo un ruolo attivo all’interno delle politiche di sviluppo regionale.

Dalle analisi degli arrivi turistici in Valle d'Aosta risulta che nel corso del grande sviluppo turistico alpino è emerso in modo sempre più evidente il legame diretto tra turismo e popolamento. C'è stata sempre tendenza positiva degli arrivi turistici verso la regione fuorché i periodi di crisi che risultano negativi per tutti. Gli arrivi turistici sono caratterizzati dalla forte stagionalità: l'alta concentrazione dei flussi turistici si riscontra principalmente nei mesi della stagione sciistica che va da novembre a marzo; ai mesi invernali, si affianca altresì un picco nei flussi turistici legati al periodo estivo (dal luglio ad agosto).

La struttura degli arrivi turisti in Valle d'Aosta nel periodo 2008-2020 è rimasta sostanzialmente stabile prevalentemente con turisti italiani che hanno costituito dal 60,2% al 69,3%. Nella composizione dei turisti, la percentuale maggiore è quella francese che costituiscono dal 20,92% al 24,67%.

Gli italiani principalmente arrivano dalla Lombardia, dal Piemonte e Liguria con una quota degli arrivi turistici massimi di 35,78%, 27,18% e 11,26% negli anni 2019-2020.

3. Le previsioni degli arrivi turistici in Valle d'Aosta

3.1. Le previsioni degli arrivi turistici in Valle d'Aosta

La metodologia Box e Jenkins è stata adoperata per la prima volta al fine di prevedere la domanda di viaggi internazionali in Australia; tutto ciò è avvenuto tramite l' utilizzo del modello ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) nel 2001 da parte degli scienziati asiatici Lim e McAleer. Hanno creato vari modelli alternativi dal set di dati del periodo 1975-1989 basati su tre principali mercati turistici, ovvero: Malesia, Singapore e Hong Kong. Nello studio viene dunque mostrato come viene selezionato il modello più aderente e la sua applicazione nel campo della previsione. Prima di creare il modello pertinente, gli autori hanno considerato il test della radice unitaria e il test della radice unitaria stagionale, cosa molto rara in molti studi condotti in precedenza. I modelli consigliati sono stati rispettivamente: ARIMA (3, 1, 1) per Hong Kong, ARIMA (3, 1, 2) per la Malesia e ARIMA (4, 1, 0) per Singapore. Il risultato della previsione del primo modello è stato migliore; invece, gli ultimi due modelli non sono risultati tanto accurati come il primo [35,36].

Nel 2008, Lim ha previsto il numero di notti trascorse dagli ospiti in Nuova Zelanda sulla base del set di dati che va dal 1997 al 2007 utilizzando il triplo livellamento esponenziale Holt-Winter (modello A) e Box Jenkins autoregressivo (AR), media mobile (MA) e modelli di media mobile autoregressiva stagionale (SARMA) (modello B). L'autore ha, poi, confrontato questi due modelli. Dopo aver eseguito procedure di modellazione utilizzando il metodo Box-Jenkins, sono stati creati vari modelli di media mobile autoregressiva (ARMA) e SARMA. La selezione del modello è stata effettuata sulla base dell' Akaike Information Criterion (AIC) e del Schwarz Bayesian Criterion (SBC) e si è riscontrato che ARMA (2,1) e SARMA (2, 0, 1) \times (0, 1, 1) siano i modelli più adatti. Lo studio rivela che il modello A mostra il calo delle notti degli ospiti mentre, la previsione delle notti degli ospiti mostrata dal modello B era abbastanza positiva. Nello studio si afferma che siano state fatte molte ricerche nella previsione degli arrivi di turisti internazionali utilizzando sia le serie temporali che il metodo di regressione ma, in questo particolare studio, hanno affermato che i modelli di regressione non possono essere utilizzati poiché le notti degli ospiti possono essere sia internazionali che nazionali. Pertanto, non risulta essere un metodo adatto a causa delle complessità date delle diverse caratteristiche della domanda [35,36].

Sulla base dei dati esistenti, i dati delle serie temporali che coprono 144 mesi, da gennaio 2008 a dicembre 2019, si proporrà un' analisi delle serie temporali degli arrivi turistici in Valle d'Aosta.

Per la Valle d'Aosta, la registrazione sistematica dei dati sugli arrivi dei turisti mensili è iniziata solo nel 2008; ciò potrebbe limitare il suo potere predittivo. Sebbene sia risaputo che la accuratezza aumenti con il numero di dati, "non ci sono limiti specifici per quanto riguarda il numero di dati, poiché la potenza dipende da vari altri fattori, tra cui la distribuzione dei dati, la variabilità all'interno dei dati,

forza dell'effetto e presenza di effetti fuorvianti come la stagionalità" [71, p. 350]. Gli studi con pochi punti temporali, tuttavia, dovrebbero essere interpretati con cautela.

Poiché il solito modello ARIMA (p,d,q) non può gestire i dati data la sua componente stagionale, l'approccio analitico a questo studio è limitato dal Box-Jenkins modello SARIMA (p,d,q)(P, D, Q)_s. I modelli stagionali ARIMA sono definiti da 7 parametri ARIMA (p, d, q) (P, D, Q)_s dove:

AR(p) Parte autoregressiva dell'ordine p

MA(q) Parte media mobile dell'ordine q

I (d) differenziazione dell'ordine d

AR_s (P) Parte stagionale autoregressiva dell'ordine P

MA_s (Q) Parte stagionale media mobile dell'ordine Q

I_s (D) differenziazione stagionale dell'ordine D

s è il periodo della comparsa del modello stagionale, ad es. = 12 mesi nei dati sull'afflusso turistico.

Il modello SARIMA combina componenti non stagionali e stagionali e può essere specificato come SARIMA (p,d,q) × (P,D,Q)_s, dove p, d e q si riferiscono, rispettivamente, agli ordini dei parti del modello: non stagionale autoregressivo (AR), differenziazione non stagionale e della media mobile (MA) non stagionale. P, D e Q si riferiscono agli ordini dei parti stagionali del modello, cioè ordine della parte autoregressiva stagionale (AR_s), differenziazione Stagionale (I_s)e parte media mobile stagionale (MA_s), e s è la lunghezza del periodo stagionale. Il processo AR tiene conto dei valori osservati in precedenza fino a un determinato ritardo massimo, più un termine di errore. Il processo di differenziazione è indicato come la parte di integrazione che tiene conto della stabilizzazione dei dati rimuovendo stagionalità o trend, mentre il processo MA tiene conto dei termini di errori precedenti, facilitando la previsione. La forma algebrica del modello SARIMA è data dalla formula [7]:

$$\Phi(B^S)\phi(B)\Delta^d\Delta_S^D X_t = \theta_0 + \Theta(B^S)\theta(B)a_t$$

I fattori non stagionali sono dati come:

$$AR: \phi(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$$

$$MA: \theta(B) = 1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q$$

I fattori stagionali sono dati come:

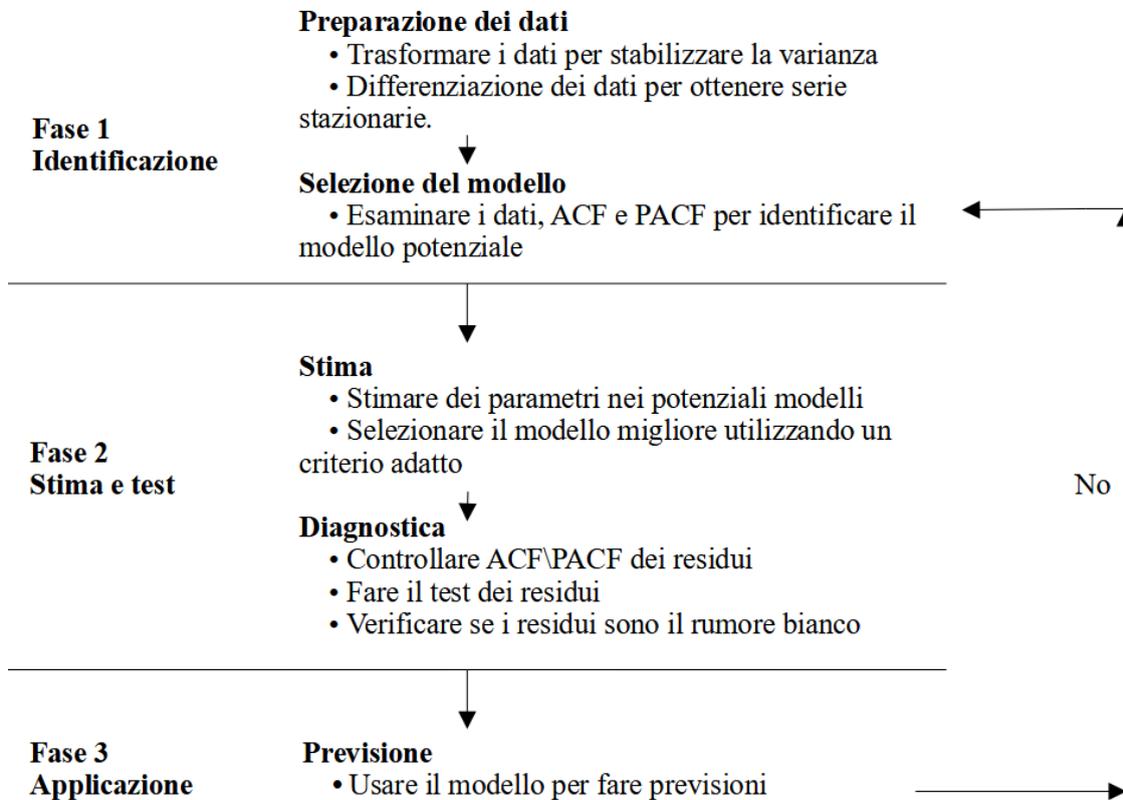
$$AR \text{ stagionale: } \Phi(B^S) = 1 - \phi_1 B^S - \dots - \phi_p B^{pS}$$

$$MA \text{ stagionale: } \Theta(B^S) = 1 + \theta_1 B^S + \dots + \theta_q B^{qS}$$

dove X_t = serie temporale, a_t = errore casuale (con media zero e varianza σ^2), B = operatore di spostamento all'indietro, ϕ = coefficiente autoregressivo non stagionale, θ = coefficiente media mobile non stagionale, Φ = coefficiente autoregressivo stagionale, Θ = coefficiente media mobile stagionale, Δ^d = operatore differenza, con d ordine di differenza, e Δ_S^D = operatore differenza stagionale, con D stagionale ordine di differenziazione e S durata del periodo stagionale [50,51].

La figura 3.1. fornisce la rappresentazione grafica dell'esecuzione graduale della modellazione ARIMA (SARIMA).

Figura 3.1. – Rappresentazione del processo degli previsioni utilizzando modelli Box-Jenkins.



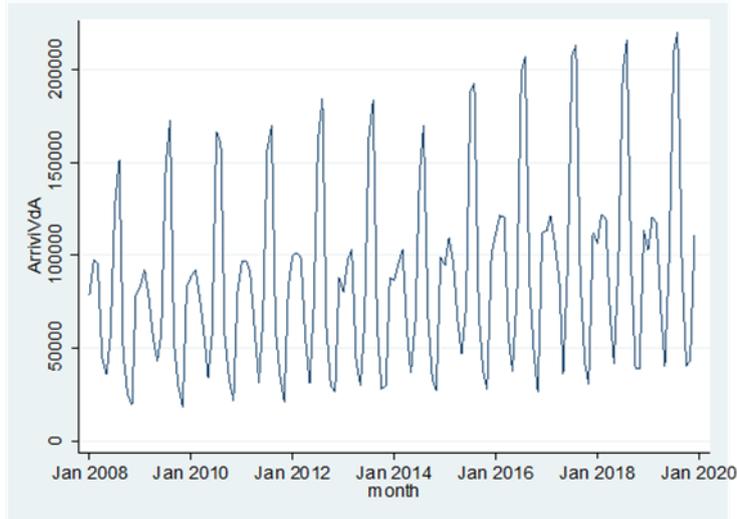
Fonte: Elaborazione sulla base di [14,52].

La serie storica di input per modello ARIMA deve essere stazionaria. Una serie stazionaria dovrebbe avere media, varianza e autocorrelazione costanti nel tempo [21].

Quindi, il primo passo dell'analisi consiste nel verificare se le serie siano stazionarie poiché la presenza di una eventuale tendenza ovvero di un movimento persistente di lungo periodo, renderebbe le previsioni inaccurate e imprecise.

La figura 3.2. fornisce rappresentazione dei flussi turistici in Valle d'Aosta negli anni 2008-2019.

Figura 3.2. – Arrivi turistici in Valle d’Aosta negli anni 2008-2019.



Fonte: elaborazione sulla base di [26].

Da una prima analisi del correlogramma della serie, si nota che la variabile manifesta una stagionalità degli arrivi, i quali presentano un andamento molto simile da inverno in inverno e, da estate in estate. Ci sono due picchi dovuti alla coesistenza di una stagione primaria dei mesi estivi e quella secondaria dei mesi invernali. Gli arrivi sono concentrati nei mesi estivi e invernali, specialmente nel mese di agosto e gennaio, mentre si registrano i valori minimi nei mesi autunnali.

Per quanto riguarda la tendenza, visivamente, è tracciata leggermente.

Dunque, la serie non presenta alcuna caratteristica di stazionarietà ma, questo si può definitivamente dichiarare, opportunamente, solamente nel momento in cui che si passa da uno studio di tipo visivo a uno in cui la procedura è dettata da test statistici.

Per un’analisi formale della stazionarietà delle serie storiche si ricorre alla verifica di presenza di radice unitaria attraverso diversi test statistici.

I test di Radice Unitaria sono un gruppo di test econometrici che hanno in comune l’obiettivo di analizzare la stazionarietà della serie storica. Essi sono così chiamati perché sono basati sulla ricerca di una radice unitaria, che renderebbe non stazionario il processo stocastico.

Il primo test di questo gruppo è stato sviluppato da David A. Dickey e Wayne A. Fuller (1979), dai quali prende il nome il test DF. Il test verifica la presenza di un *trend* stocastico nella serie storica e si basa su un modello autoregressivo di ordine 1 [54]:

$$Y_t = \beta_1 Y_{(t-1)} + \varepsilon_t$$

Il test si basa sul seguente sistema di ipotesi unilaterale:

$$H_0: \beta_1 = 1$$

$$H_1: \beta_1 < 1$$

È altresì possibile modificare il modello AR(1) sottraendo da entrambi i lati Y_{t-1} , ottenendo così:

$$\Delta Y_t = \beta_0 + \delta Y_{(t-1)} + \varepsilon_t$$

Con $\delta = \beta_1 - 1$ e $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$

In questo caso il test di ipotesi sarà:

$$H_0: \delta = 0$$

$$H_1: \delta < 0$$

Se si accetta l'ipotesi nulla H_0 nel modello autoregressivo è presente radice unitaria, mentre se l'ipotesi nulla viene rifiutata il processo risulta stazionario.

Il test DF si applica solamente nel caso di autoregressione del primo ordine; quindi, non è in grado di inglobare la correlazione di ordine superiore del modello [61].

Per ovviare a questo problema si fa uso del test di Dickey-Fuller Aumentato (ADF), sviluppato grazie agli studi di Said e Dickey del 1984. Il test si basa sul seguente processo autoregressivo di ordine p (>1) [1,56]:

$$\Delta Y_t = \beta_0 + \delta Y_{(t-1)} + \sum_{i=1}^p \gamma_i \Delta Y_{(t-1)} \varepsilon_t$$

L'ipotesi nulla H_0 è, come nel test precedente, $\delta = 0$ ed indica la presenza di radice unitaria, mentre l'ipotesi alternativa $H_1: \delta < 0$ evidenzia la stazionarietà del processo.

Il test della radice unitaria può essere calcolato sotto tre diverse ipotesi nulle oppure esistono tre versioni del test (regressioni del test):

1. Senza costante e senza tendenza
2. Con una costante, ma nessuna tendenza
3. Con trend costante e lineare.

Se il valore della statistica si trova a sinistra del valore critico (i valori critici sono negativi) a un dato livello di significatività allora, l'ipotesi nulla sulla radice unitaria viene rifiutata e, il processo viene considerato stazionario. In caso contrario, l'ipotesi non viene rifiutata e il processo può contenere radici unitarie, ovvero essere una serie temporale non stazionaria (integrata) [60].

La verifica della stazionarietà degli arrivi turistici in Valle d'Aosta è stata effettuata attraverso il Dickey-Fuller test in software Stata per verificare se la serie temporale avesse una radice unitaria. L'ipotesi nulla afferma che la variabile contenga una radice unitaria mentre, l'alternativa è che la variabile sia stata generata da un processo stazionario.

Nel caso qui considerato è stata esaminata la serie di dati degli arrivi di turisti in Valle d'Aosta. Questa serie di dati ha 144 osservazioni sul numero mensile degli arrivi a partire dal 2008 fino al 2019. Poiché i dati mostrano una chiara tendenza alla stagionalità ma non si osserva una tendenza significativa al rialzo oppure al ribasso, sono stati utilizzati tre opzioni disponibili in software Stata:

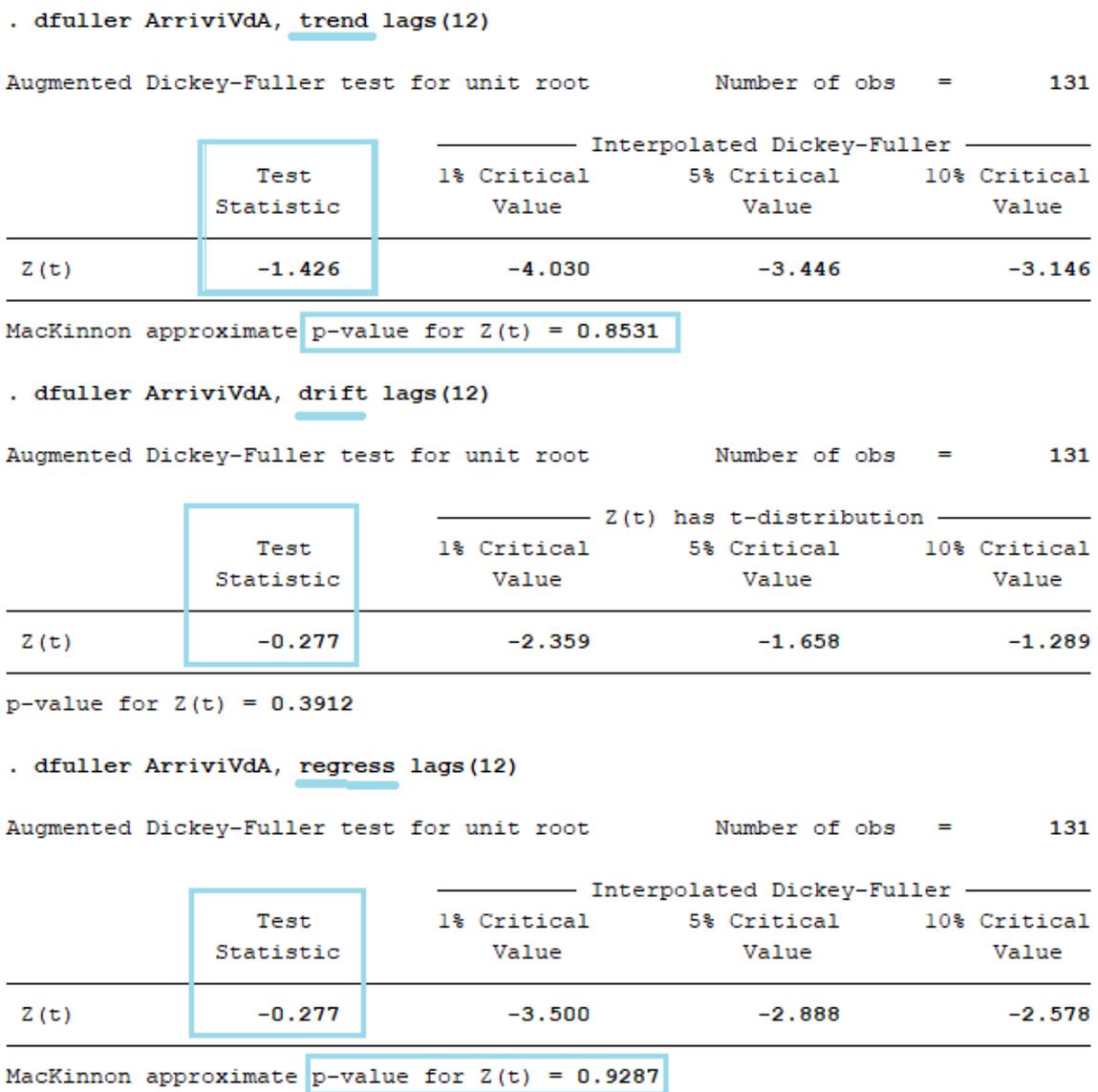
- opzione noconstant che sopprime il termine costante (intercetta) nel modello e indica che il processo sotto l'ipotesi nulla è una passeggiata casuale (random walk) senza drift.

- opzione trend che specifica che un termine trend deve essere incluso nella regressione associata e che il processo sotto l'ipotesi nulla è una passeggiata casuale, forse con drift.

- opzione drift (la deriva) indica che il processo sotto l'ipotesi nulla è una passeggiata casuale (random walk) con drift diversa da zero.

Per verificare nella serie temporale la presenza di una radice unitaria, è stata effettuata un'analisi per i ritardi da 0 a 12 (in modo da non ridurre la potenza del test).

Figura 3.3. – Risultati del Dickey-Fuller Aumentato test per la verifica della presenza di una radice unitaria nella serie storica.



Fonte: elaborazione sulla base di [26].

Nella figura 3.3. sono mostrati i risultati dell'A.D.F. test.

I risultati del test confermano la presenza di una radice unitaria. Questo può essere osservato sia dal valore della statistica DF, inferiore ai valori presentati per tutti i livelli di significatività ($-1,426 < -3,446$; $-0,277 < -1,658$; $-0,277 < -2,888$), sia dal *p-value* che in tutti i casi è maggiore di 0,05.

Per tanto, l'ipotesi nulla di una radice unitaria a tutti i livelli di significatività comuni non è stata rifiutata poiché il valore assoluto di t-statistic è stato minore dei valori critici assoluti.

I valori critici riportati da `dfuller` sono interpolati sulla base delle tabelle di Fuller (1996). MacKinnon (1994) riporta il *p-value*. Nel caso dove la regressione includa un termine costante e, sotto l'ipotesi nulla, la serie abbia un parametro di deriva α diverso da zero, la statistica *t* ha la solita distribuzione *t*; `dfuller` riporta i valori critici unilaterali e il *p-value* per il test di H_0 contro l'alternativa $H_1: \beta < 0$, che è equivalente a $\rho < 1$.

Dall'output della regressione il valore dello stimato β è pari a 0,0295706 che implicano ρ non pari ad 1 ma $\rho = (1 - 0,029) = 0,971$ che evidenzia che y_t segue un processo di una radice unitaria (Figura 3.4.).

Figura 3.4. – Risultati del Dickey-Fuller Aumentato test con l'opzione drift (la deriva) per la verifica di una radice unitaria.

```
. dfuller ArriviVdA, noconstant regress lags(12)
```

Augmented Dickey-Fuller test for unit root Number of obs = 131

Test Statistic	Interpolated Dickey-Fuller			
	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value	
Z(t)	3.022	-2.596	-1.950	-1.612

D.ArriviVdA	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
ArriviVdA					
L1.	.0295706	.0097856	3.02	0.003	.0101924 .0489489
LD.	-.9022335	.0952033	-9.48	0.000	-1.090762 -.7137051
L2D.	-.8421543	.1004888	-8.38	0.000	-1.041149 -.643159
L3D.	-.8926045	.0950503	-9.39	0.000	-1.08083 -.7043789
L4D.	-.8907006	.097244	-9.16	0.000	-1.08327 -.698131
L5D.	-.8283291	.1019596	-8.12	0.000	-1.030237 -.6264214
L6D.	-.8826309	.0983724	-8.97	0.000	-1.077435 -.6878268
L7D.	-.8992014	.0992492	-9.06	0.000	-1.095742 -.7026609
L8D.	-.8338031	.1040043	-8.02	0.000	-1.03976 -.6278462
L9D.	-.8927158	.0978169	-9.13	0.000	-1.08642 -.6990116
L10D.	-.9337086	.0970472	-9.62	0.000	-1.125888 -.7415287
L11D.	-.8147885	.1022315	-7.97	0.000	-1.017235 -.6123423
L12D.	.0993091	.093416	1.06	0.290	-.0856801 .2842982

Fonte: elaborazione sulla base di [26].

È noto che l'A.D.F. test abbia una bassa potenza e, quindi, la stazionarietà della serie storica viene ulteriormente verificata con il DF-GLS unit-root test.

Il test ADF-GLS, sviluppato da Elliot, Graham e Rothenberg nel 1996, è la versione efficiente del test ADF. Si tratta di un test più potente rispetto al test ADF normale, quindi rifiuta più spesso l'ipotesi nulla di presenza di radice unitaria quando è vera l'ipotesi alternativa; in altre parole è in grado di discriminare con più precisione una radice unitaria e una radice vicina ad 1 [60].

Figura 3.5. – I risultati del DF-GLS unit-root test per 12 lags.

```
. dfgls ArriviVdA
```

DF-GLS for ArriviVdA Number of obs = 130
Maxlag = 13 chosen by Schwert criterion

[lags]	DF-GLS tau Test Statistic	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
13	-1.274	-3.527	-2.780	-2.505
12	-1.284	-3.527	-2.800	-2.524
11	-1.219	-3.527	-2.819	-2.542
10	-3.716	-3.527	-2.838	-2.560
9	-6.567	-3.527	-2.857	-2.577
8	-9.750	-3.527	-2.875	-2.594
7	-5.740	-3.527	-2.892	-2.610
6	-3.783	-3.527	-2.909	-2.625
5	-5.816	-3.527	-2.924	-2.639
4	-7.820	-3.527	-2.939	-2.652
3	-8.536	-3.527	-2.952	-2.665
2	-11.876	-3.527	-2.965	-2.676
1	-15.543	-3.527	-2.977	-2.687

Opt Lag (Ng-Perron seq t) = 11 with RMSE 8884.43
Min SC = 18.63342 at lag 11 with RMSE 8884.43
Min MAIC = 20.81381 at lag 11 with RMSE 8884.43

Fonte: elaborazione sulla base di [26].

Poiché la serie temporale è stagionale, l'ipotesi nulla di una radice unitaria non viene rifiutata iniziando dal undicesimo lag a tutti i livelli di significatività, cioè al livello 1%, 5%, 10% per i ritardi 11,12,13 e viene rifiutata per i ritardi 1–10 a tutti i livelli di significatività.

È da notare che i valori critici e la statistica del test prodotta dal comando `dfuller` (Dickey-Fuller Aumentato test) in Stata per 10 e 11 ritardi supportano il rifiuto dell'ipotesi nulla mentre il test della radice dell'unità DF-GLS confermano la presenza di una radice unitaria. Il fatto che i risultati più `dfuller` non siano così forti come quelli prodotti da `dfgls` non è sorprendente: il test DF-GLS ha dimostrato di essere più potente dell'Aumentato Dickey-Fuller Standard test.

Da quanto osservato, si può dire che gli arrivi turistici in Valle d'Aosta presentino il processo stocastico non stazionario.

La figura 3.2. mostra l'evoluzione della serie temporale analizzata in generale. Può essere interessante di determinare se la stagionalità osservata in questa serie storica mostri un carattere deterministico o se sia causata anche dalla presenza di radici unitarie stagionali. Cioè si domanda se il chiaro l'andamento stagionale osservato nella figura 3.2. è solo di natura deterministica o è anche di natura stocastica. Per rispondere alla domanda, la serie storica viene sottoposta a un test per verificare la presenza di una radice unitaria stagionale HEGY seasonal unit-root test.

Figura 3.5A. – I risultati del HEGY seasonal unit-root test.

```

. hegy ArriviVdA

HEGY Monthly seasonal unit root test for ArriviVdA

Number of observations   : 132
Deterministic variables : Seasonal dummies
Optimal lag selection method: Modified AIC
Lags tested: 13
Augmented by lags : 0

```

	Stat	1% critical	5% critical	10% critical
t[0]	-0.362	-3.243	-2.677	-2.389
t[Pi]	-3.357	-3.244	-2.676	-2.389
F[Pi/6]	4.610	7.978	5.890	4.941
F[Pi/3]	2.311	7.978	5.890	4.941
F[Pi/2]	5.293	7.978	5.890	4.941
F[2*Pi/3]	6.940	7.978	5.890	4.941
F[5*Pi/6]	10.164	7.978	5.890	4.941
F[All seas]	6.641	5.383	4.481	4.050
F[All]	6.095	5.337	4.461	4.041

Fonte: elaborazione sulla base di [26].

Sulla base della tabella 3.5A, si può verificare che l'ipotesi nulla della presenza di una radice unitaria a frequenza zero non sia rifiutata a tutti i livelli di significatività. Si noti che la statistica $t[0]$ è un test della coda sinistra e che in tutti i casi le statistiche riportate sono meno negative dei valori critici associati ai livelli 1%, 5% e 10%. Pertanto, le statistiche non cadono nella regione di rifiuto dell'ipotesi nulla che il processo è stazionario. E chiaramente, l'ipotesi nulla di una radice unitaria a frequenza zero non viene rifiutata. Nel caso del test $t[\pi]$ (l'altro test della coda sinistra), la situazione è opposta. Tutti i test rimanenti da $F[\pi/6]$ a $F[All]$ sono test di coda superiore e quindi l'ipotesi nulla viene rifiutata quando la statistica del test è maggiore del valore critico.

Per le restanti frequenze, l'ipotesi nulla è rifiutata a tutti i livelli di significatività (test $F[All]$) tranne il caso delle due radici complesse associate alla frequenza $\pi/2$ (test $F[\pi/2]$), dove l'ipotesi nulla viene rifiutata al livello del 10%. Di conseguenza, troviamo l'evidenza di una radice unitaria alla frequenza zero (oscillazioni che richiedono periodi infiniti per completare un ciclo) e le due radici unitarie complesse coniugate alla frequenza $\pi/2$, associate alla stagionalità trimestrale (oscillazioni che richiedono 4 mesi per completare un ciclo completo).

Pertanto, in base alla procedura HEGY, gli arrivi di turisti in Valle d'Aosta hanno un comportamento non stazionario associato alla frequenza zero e alla frequenza associata alle oscillazioni stagionali che completano un ciclo completo dopo 4 mesi.

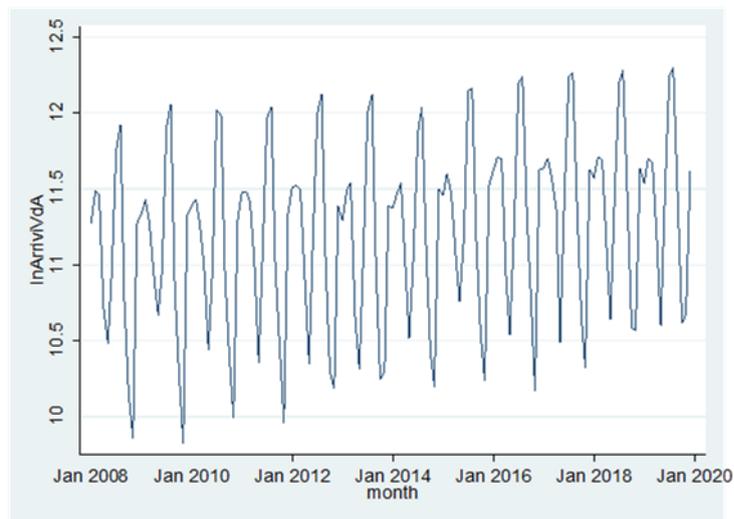
Quando le serie storiche osservate presentano tendenza, differenziazione e trasformazione vengono applicati ai dati per rimuovere la tendenza e stabilizzare la varianza prima di poter costruire un modello ARIMA [15].

Poiché l'evidenza empirica che emerge dall'analisi delle serie temporali ha mostrato che l'ipotesi di stazionarietà non è soddisfatta, la serie storica originale deve essere trattata per ottenere una serie stazionaria. Al fine di ridurre la eteroschedasticità del campione considerato e per stabilizzare la varianza, viene utilizzato la trasformazione log e, l'analisi si basa sui logaritmi naturali degli arrivi turistici definiti come

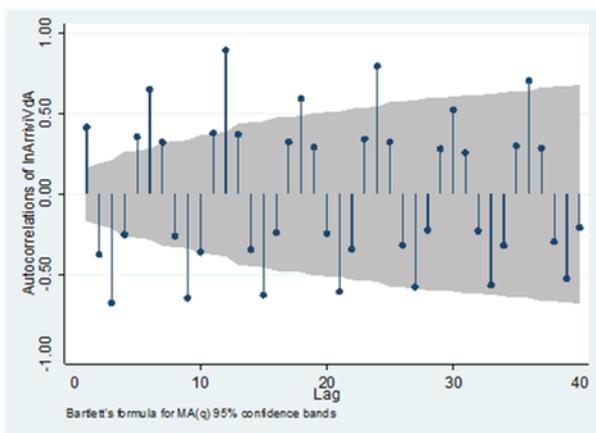
$$r_{(t+1)} = \ln(p_{(t+1)}) - \ln(p_t)$$

Il logaritmo differenziale mensile degli arrivi in Valle d'Aosta trasformati rispetto al tempo è riportato nella Figura 3.6.

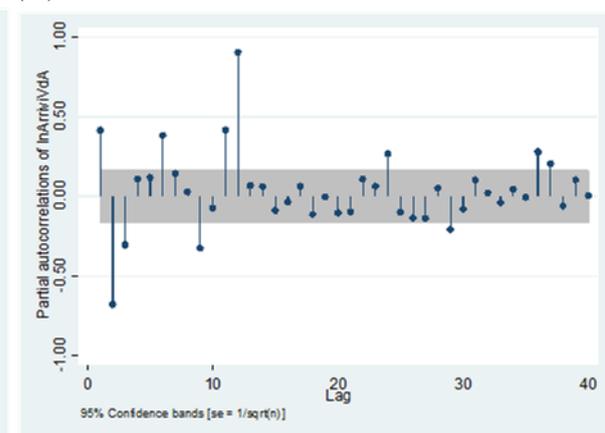
Figura 3.6 – Grafici (campioni) delle serie storiche trasformate per logaritmo degli arrivi turistici mensili in Valle d'Aosta negli anni 2008-2019.



(A)



(B)



(C)

- (A) Serie storiche trasformate
 - (B) Campione ACF della serie storiche trasformata
 - (C) Campione PACF della serie storiche trasformata.
- (ACF – autocorrelation function; PACF – partial autocorrelation function).

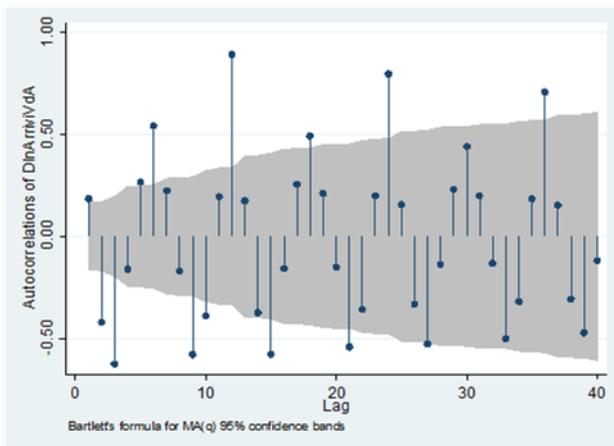
Fonte: Elaborazione sulla base di [26]

Si ricorda che la funzione di autocorrelazione si riferisce alle osservazioni che sono collegate tra di loro; questo si misura tramite una semplice correlazione tra le osservazioni adiacenti. Invece, la funzione parziale di autocorrelazione misura il grado di associazione tra le osservazioni come la ACF, però togliendo la dipendenza lineare dalla serie.

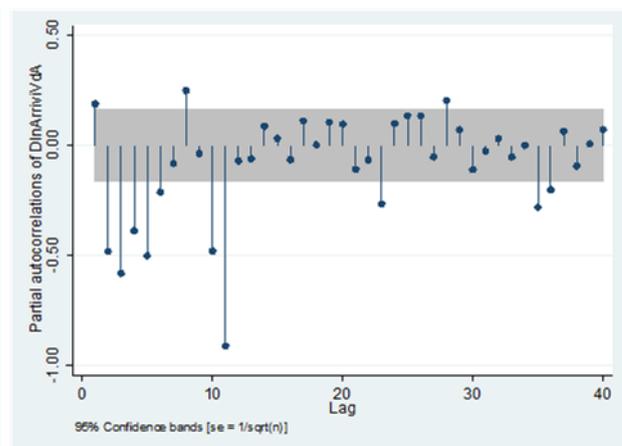
Nella figura 3.6. (C) il grafico ACF mostra un andamento sinusoidale mentre, si registrano valori significativi nel grafico PACF. Visto che il campione PACF misura la correlazione quando la dipendenza lineare viene rimossa dalla serie vediamo che il campione PACF non riporta alcuna correlazione in ogni ritardo, poiché in nessun ordine di ritardo la correlazione è significativamente diverso da 0. Inoltre, sia l'ACF che PACF confermano il fatto che la differenziazione di primo ordine sia indispensabile. Visto che i correlogrammi rappresentano alta stagionalità dovrebbe essere utile effettuare una differenziazione di tipo stagionale. La prima differenziazione mitigherà gli effetti della tendenza e la differenziazione stagionale aiuterà a controllare la stagionalità.

La serie storica degli arrivi in Valle d'Aosta trasformati è riportata nella figura 3.7.

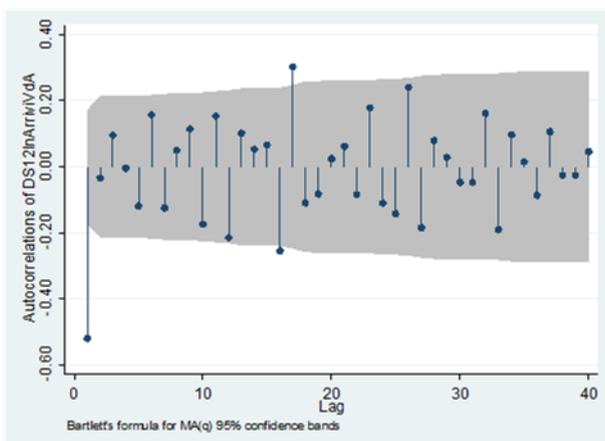
Figura 3.7 – Campioni ACF e PACF degli arrivi turistici mensili in Valle d'Aosta trasformati negli anni 2008-2019.



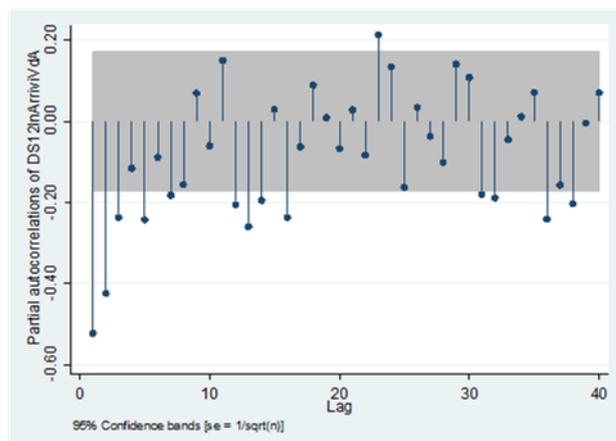
(A)



(B)



(C)



(D)

- (A) Il grafico ACF degli arrivi turistici differenziati non stagionali trasformati.
- (B) Il grafico PACF degli arrivi turistici differenziati non stagionali trasformati.
- (C) Il grafico ACF degli arrivi turistici differenziati stagionali trasformati.
- (D) Il grafico PACF degli arrivi turistici differenziati stagionali trasformati.

Fonte: Elaborazione sulla base di [26].

La figura 3.7. (A) e (B) della serie temporale mostra l'output degli arrivi mensili dopo trasformazione e differenziazione non stagionale. Il campione ACF indica che la stagionalità sia ancora evidente. Nel nostro modello, viene quindi impiegata la differenziazione stagionale per eliminare l'effetto della stagionalità e per cercare un migliore model fit.

Dopo aver effettuato la differenziazione della serie storica, è stata eseguita nuovamente la verifica della stazionarietà e i risultati ottenuti hanno mostrato che la serie temporale è stazionaria poiché t-statistica è maggiore ai valori critici assoluti per tutti i livelli di significatività, cioè il valore della statistica si trova a sinistra del valore critico a un dato livello di significatività, quindi l'ipotesi nulla sulla radice unitaria viene rifiutata e il processo viene considerato stazionario.

Figura 3.8. – Risultati del Dickey-Fuller Aumentato test per la verifica di una radice unitaria dopo la trasformazione della serie storica.

```
. dfuller DS12lnArriviVdA, trend lags(2)
```

Augmented Dickey-Fuller test for unit root Number of obs = 128

	Test Statistic	Interpolated Dickey-Fuller		
		1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
Z(t)	-11.516	-4.031	-3.446	-3.146

MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.0000

```
. dfuller DS12lnArriviVdA, drift lags(2)
```

Augmented Dickey-Fuller test for unit root Number of obs = 128

	Test Statistic	Z(t) has t-distribution		
		1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
Z(t)	-11.564	-2.357	-1.657	-1.288

p-value for Z(t) = 0.0000

```
. dfuller DS12lnArriviVdA, regress lags(2)
```

Augmented Dickey-Fuller test for unit root Number of obs = 128

	Test Statistic	Interpolated Dickey-Fuller		
		1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
Z(t)	-11.564	-3.501	-2.888	-2.578

MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.0000

Fonte: elaborazione sulla base di [26].

Dai risultati ottenuti possiamo rifiutare in modo schiacciante l'ipotesi nulla di una radice unitaria a tutti i livelli di significatività comune.

Lo scopo della fase di identificazione consiste nel determinare la differenza richiesta per produrre stazionarietà e anche l'ordine degli operatori AR e MA per una serie storica.

Quindi il passo successivo è identificare il modello appropriato che potrebbe spiegare il movimento della serie temporale. Gli strumenti cruciali qui sono: il campione A.C.F. e la parziale A.C.F. (P.A.C.F.), ottenuti precedentemente.

Per stimare i parametri p e q non stagionali e P e Q stagionali del modello SARIMA vengono esaminati i grafici ACF e PACF che sono rappresentati nella figura 3.7.

La componente non stagionale del nostro modello viene identificata esaminando i grafici ACF e PACF degli arrivi trasformati attraverso differenziazione non stagionale (figura 3.7. (A) e (B)).

La figura 3.7., (C) e (D) mostra ACF degli arrivi turistici differenziati stagionalmente.

Osservando i campioni dei correlogrammi, possiamo vedere il campione ACF produrre un comportamento geometrico/sinusoidale convergendo a 0 con un ritardo molto successivo in modo graduale, e alternando segni negativi e positivi.

L'ACF mostra che esiste una correlazione negativa intorno al lag 3 e 9 e una forte correlazione positiva intorno al lag 6 e 12. In questo caso, potrebbe essere utile considerare il "ciclo" piuttosto che la "stagionalità". Quindi, MA (1) può risultare essere un appropriato ordine per il modello ARIMA.

Il campione PACF nella figura 3.7. (B) ha un taglio dopo il primo ritardo significativo. Si verifica anche un forte calo sul grafico PACF all'undicesimo ritardo. Si può, inoltre, aggiungere nel modello potenziale un componente autoregressivo non stagionale AR (2).

Nella figura 3.7. (C) l'ACF si interrompe nei 16 e 17 lag dove i valori sono al di fuori dell'95% intervallo di confidenza, mentre l'PACF (figura 3.7. (D)) mostra almeno due picchi significativi. Pertanto, MA(2) e AR (5) possono essere i massimi ordini nel modello arima stagionale.

Perciò, i modelli provvisori sono SARIMA(2,1,2)(5,1,2)₁₂, SARIMA(1,1,1)(5,1,2)₁₂.

Dopo aver effettuato la differenziazione dei dati, non si aspetta la presenza di una componente di tendenza; quindi, viene utilizzata l'opzione noconstant con arima in Stata. Sulla base dei campioni e dei picchi significativi, i seguenti modelli sono stati stimati utilizzando il software Stata:

```
arima(1,1,1) sarima(2,1,1)
arima(2,1,3) sarima(4,1,2)
arima(1,1,3) sarima(2,1,1)
arima(2,1,2) sarima(3,1,2)
arima(2,1,1) sarima(1,1,2)
arima(2,1,3) sarima(1,1,1)
```

Per scegliere il modello appropriato sono stati controllati i seguenti parametri:

- significatività dei coefficienti;
- volatilità;
- log-likelihood statistica;
- i valori di AIC e BIC.

I risultati di 6 modelli più appropriati sono riportati nella tabella 3.1.

Tabella 3.1. – Statistiche sull’adattamento dei modelli SARIMA.

Modello/ Criteri	C, AR & MA Coef	Sigma SQ (the lawest volatility)	Log-likelihood (the highest)	AIC (Akaike) (the lawest)	BIC (Bayeseian) (the lawest)	Best Model
arima(1,1,1) sarima(2,1,1,12)	3/5	.1019139	107.8862	-203.7724	-186.5213	Model 1
arima(2,1,3) sarima(4,1,2,12)	5/11	.0862023	120.6885	-217.3771	-182.8747	Model 2
Arima(1,1,3) sarima(2,1,1,12)	3/7	.100085	108.9589	-203.9178	-183.7914	Model 3
arima(2,1,2) sarima(3,1,2,12)	1/9	.0996421	109.3628	-198.7256	-169.9736	Model 4
arima(2,1,1) sarima(1,1,2,12)	2/6	.1021901	107.8324	-201.6648	-181.5384	Model 5
arima(2,1,3) sarima(1,1,1,12)	4/7	.0956452	114.8098	-215.6196	-195.4932	Model 6
Scelta di modello	Model 1	Model 2	Model 2	Model 2	Model 6	Model 2

Esaminando i risultati della stima, il modello migliore risulta il secondo modello Model 2 arima(2,1,3) sarima(4,1,2) poiché i coefficienti del modello sono significativi ($P\text{-value} < 0,05$), il valore del criterio di informazione AIC è minore.

Dalla figura 3.9. si possono vedere i coefficienti del modello e $p\text{-value}$ per stimare la significatività dei coefficienti. I due componenti del modello arima e tre componenti del modello sarima sono significativi poiché $p\text{-value}$ è pari a zero oppure meno 0,05 che rende i coefficienti AR = -0.364106, AR = -0.9748301 del modello arima e SAR = -0.6354187, SAR = -0.2884518, SAR = -0.5245879 del modello Sarima significativi. Il livello di significatività di 0,05 è stato utilizzato per tutti i test.

Dalla stima effettuata consegue che il modello arima (2,1,3) sarima(4,1,2) sia più appropriato, viene dunque scelto per un'ulteriore verifica dell'adeguatezza del modello nella fase diagnostica.

Dalla generazione degli errori del modello in software Stata utilizzando il comando predict error, resid possiamo verificare la Media ed il valore dell'Errore Standard del modello scelto. I risultati ottenuti sono riportati nella Tabella 3.10.

Figura 3.9. – L'esito dell' modello arima(2,1,3) sarima(4,1,2) prodotto in software Stata

```
ARIMA regression
```

Sample: Feb 2009 - Dec 2019

Number of obs = 131
Wald chi2(11) = 8768.52
Prob > chi2 = 0.0000

Log likelihood = 120.6885

DS12. lnArriviVdA	Coef.	OPG Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
ARMA						
ar						
L1.	-.364106	.0440154	-8.27	0.000	-.4503745	-.2778375
L2.	-.9748301	.0387789	-25.14	0.000	-1.050835	-.8988248
ma						
L1.	-.5925725	47.87487	-0.01	0.990	-94.42559	93.24044
L2.	.6885459	240.9325	0.00	0.998	-471.5304	472.9075
L3.	-.9281363	264.8575	-0.00	0.997	-520.0394	518.1831
ARMA12						
ar						
L1.	-.0370281	.2501148	-0.15	0.882	-.5272441	.453188
L2.	-.6354187	.1530274	-4.15	0.000	-.9353469	-.3354906
L3.	-.2884518	.0841077	-3.43	0.001	-.4532997	-.1236038
L4.	-.5245879	.1221801	-4.29	0.000	-.7640564	-.2851194
ma						
L1.	-.4593093	.2828282	-1.62	0.104	-1.013642	.0950238
L2.	.3605743	.2874107	1.25	0.210	-.2027403	.9238889
/sigma	.0862023	12.29828	0.01	0.497	0	24.19038

. estat ic

Akaike's information criterion and Bayesian information criterion

Model	Obs	ll(null)	ll(model)	df	AIC	BIC
.	131	.	120.6885	12	-217.3771	-182.8747

Fonte: elaborazione sulla base di [26].

Figura 3.10. – L'esito della generazione degli errori del modello arima(2,1,3) sarima(4,1,2) e verifica sul rumore bianco.

```

. predict error, resid
(13 missing values generated)

. summarize error

Variable | Obs      Mean      Std. Dev.   Min      Max
-----|-----
error    |    131   .005037   .0962229  -.2472334  .287814

. tsline error, yline( .005037)

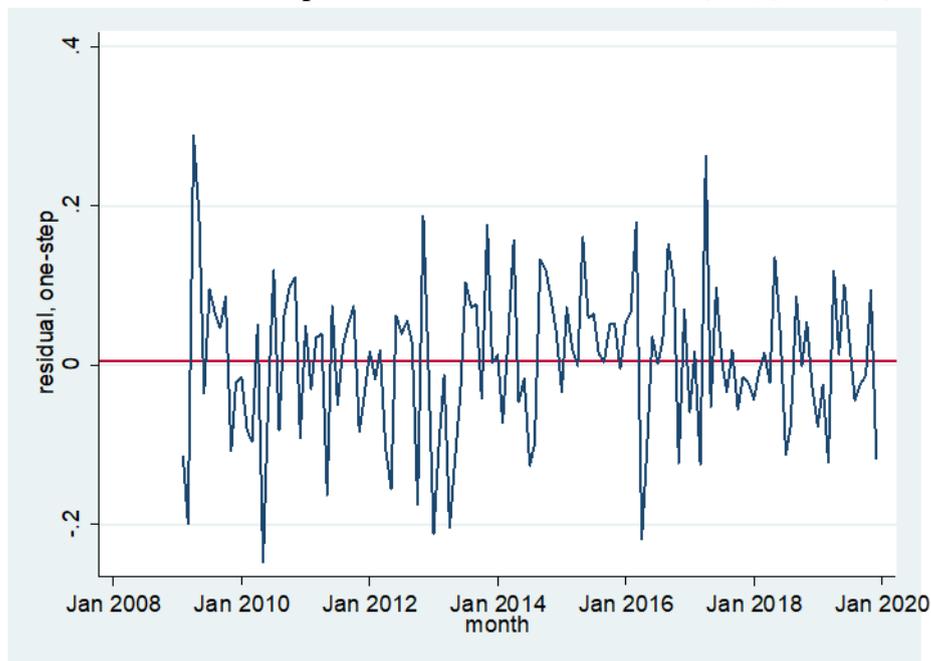
. wntestq error

Portmanteau test for white noise
-----
Portmanteau (Q) statistic =    25.7275
Prob > chi2(40)           =     0.9609

```

Fonte: elaborazione del software Stata .

Figura 3.11. – Plot lineare per i residui del modello arima(2,1,3) sarima(4,1,2).



Fonte: elaborazione del software Stata .

Dai risultati ottenuti dalla generazione degli errori del modello si può notare che la Media sia vicino zero (.005037) e che non ci siano delle deviazioni stravolgenti.

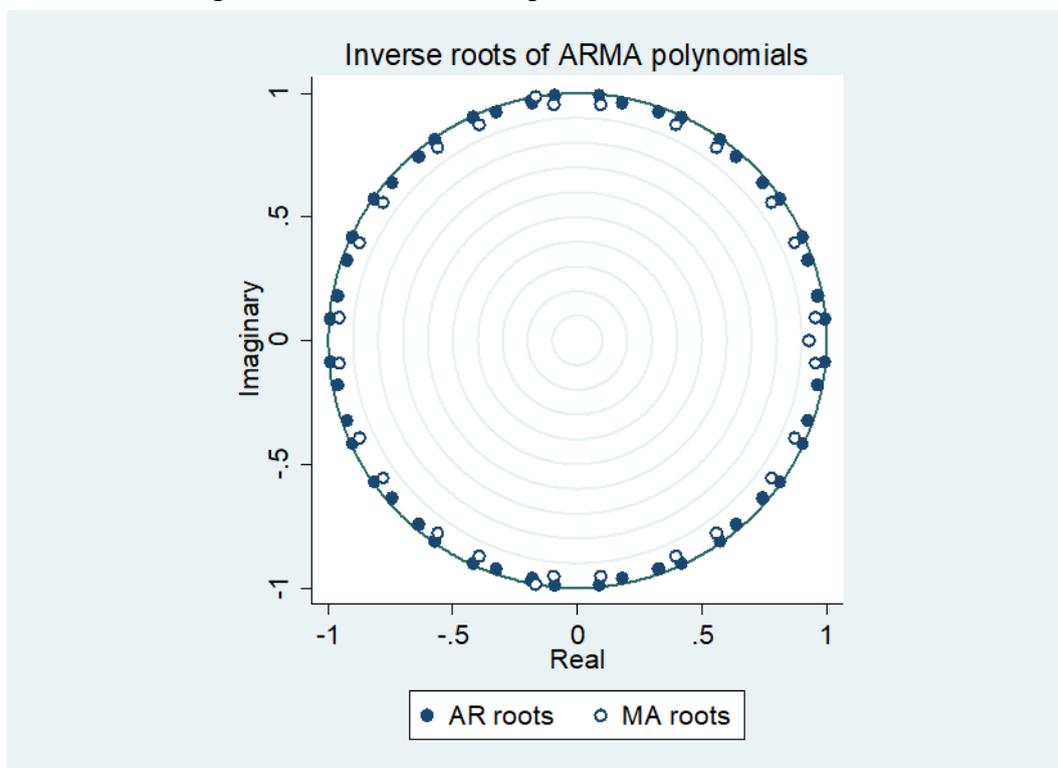
Dal grafico nella figura 3.11 si vede che tutti i valori siano vicini al valore della Media di .005037 creata tramite il comando `tsline error, yline(.005037)`.

Il controllo di rumore bianco è stato completato formalmente con il Portmanteau test for white noise utilizzando il comando `wntestq error` in software Stata.

L'ipotesi nulla che i residui siano rumore bianco non può essere rifiutata ma, viene accettata poiché p -value pari a 0,9609 è maggiore del 0,05. Quindi i residui del nostro modello coincidono con il rumore bianco: questo significa che non esiste correlazione nei residui del modello e, quindi può essere utilizzato per le previsioni.

Ulteriormente, è stato utilizzato il comando `estat aroots` per verificare la condizione di stabilità del modello. Graficamente come riportato nella figura 3.12. vediamo che le radici AR e MA si trovano all'interno del cerchio unitario.

Figura 3.12. – Plot lineare per i residui del modello.



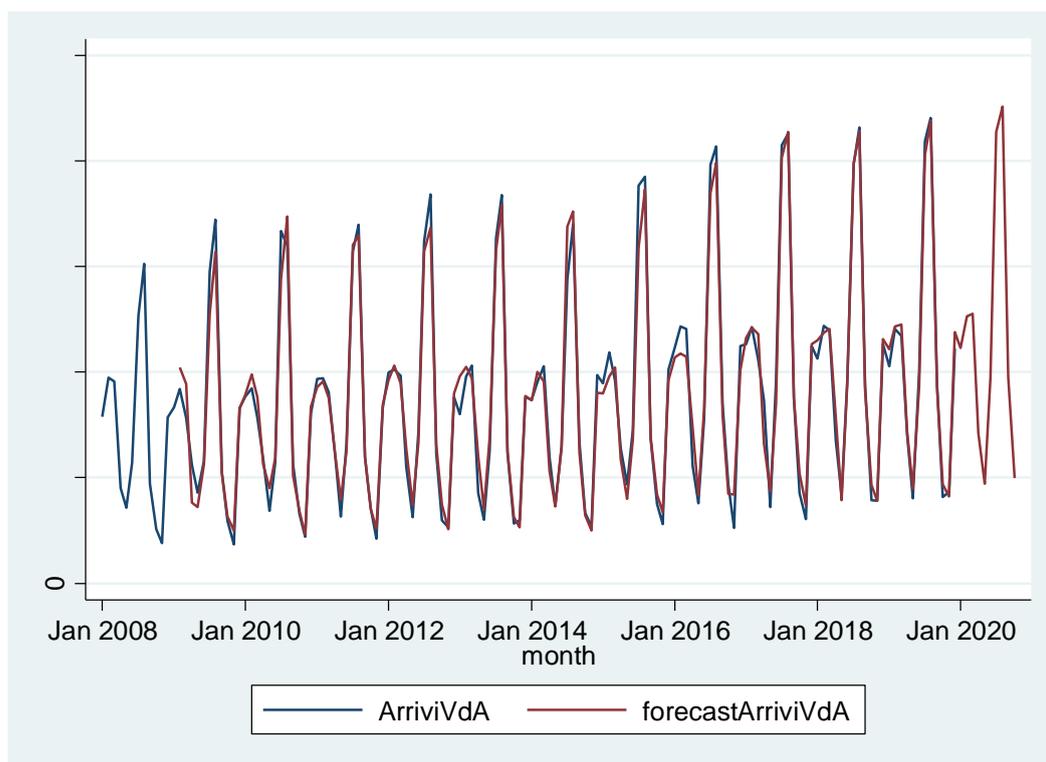
Fonte: elaborazione del software Stata.

I risultati statistici del software hanno confermato che i parametri AR soddisfano la condizione di stabilità e i parametri MA soddisfano la condizione di invertibilità.

Da una analisi visiva della figura 3.12. delle radici inverse, e dalle osservazioni che queste sono tutte contenute nel cerchio unitario, si può affermare che il modello è stazionario. Poiché tutti i valori sono inferiori a 1, sia il processo MA sia il processo AR sono invertibili e possono essere rappresentati come un processo ARMA di ordine infinito. Il test di stabilità non indica che il modello è stato specificato in modo errato.

Quindi, ai controlli diagnostici il modello SARIMA appare stazionario e invertibile senza parametri ridondanti. I residui del modello sono rumore bianco e quindi non esiste una significativa autocorrelazione tra i residui a diversi tempi di ritardo.

Figura 3.13. – Le previsioni degli arrivi turistici in Valle d’Aosta dal gennaio 2020 fino ad ottobre 2020.



Fonte: elaborazione del software Stata.

Come riportato nella figura 3.13 il modello $arima(2,1,3)$ $sarima(4,1,2)$ generato in software Stata prevede che nel periodo di previsione dal mese di gennaio fino ad ottobre 2020 la tendenza al rialzo degli arrivi turistici continua sia durante i mesi estivi, superando il picco massimo registrato nel 2019, sia durante i mesi invernali.

Visivamente si può osservare che i valori previsti e i valori effettivi nel periodo dal 2009 al 2019 sono ben sincronizzati. Leggere deviazioni sono evidenti nei periodi invernali dell’anno 2013 e degli anni 2015 e 2016.

Confrontando i dati effettivi degli anni 2018-2019 con i dati previsionali della tabella 3.2. riportata sotto si può osservare che la maggiore differenza della previsione ha raggiunto il 14,01% ad aprile 2018. Durante i periodi di picchi estivi ad agosto le deviazioni erano esigue e hanno raggiunto 0,93% nel 2018 e 0,61% nel 2019; durante i periodi di picchi d’inverno a gennaio le deviazioni nella previsione sono state di 7,55% e di 7,35% negli anni 2018 e 2019 rispettivamente.

Osservando invece i dati effettivi e la previsione nel periodo dal gennaio fino ad ottobre 2020 appare evidente che i valori previsti degli arrivi turistici verso la regione, differiscono significativamente dagli arrivi effettivi, soprattutto nei mesi di marzo, aprile e maggio 2020.

Tabella 3.2. – Confronto di dati reali con dati previsionali.

Periodo	Dati previsionali	Dati reali	Differenza	Quota di differenza, %
gen-18	115100	106412	8688	7,55
feb-18	118853	121918	-3065	-2,58
mar-18	120561	119965	596	0,49
apr-18	78385	67402	10983	14,01
mag-18	39388	41865	-2477	-6,29
giu-18	94811	96246	-1435	-1,51
lug-18	198939	198718	221	0,11
ago-18	213957	215939	-1982	-0,93
set-18	91570	94114	-2544	-2,78
ott-18	46557	39422	7135	15,33
nov-18	39233	38973	260	0,66
dic-18	115665	113217	2448	2,12
gen-19	111011	102854	8157	7,35
feb-19	121708	120593	1115	0,92
mar-19	122452	117291	5161	4,21
apr-19	71887	70428	1459	2,03
mag-19	44897	40152	4745	10,57
giu-19	93398	100196	-6798	-7,28
lug-19	202720	209406	-6686	-3,30
ago-19	219118	220452	-1334	-0,61
set-19	93289	93858	-569	-0,61
ott-19	46911	40797	6114	13,03
nov-19	41154	43167	-2013	-4,89
dic-19	119048	111112	7936	6,67
gen-20	111460	127208	-15748	-14,13
feb-20	126421	132889	-6468	-5,12
mar-20	127711	21340	106371	83,29
apr-20	71095	229	70866	99,68
mag-20	47223	755	46468	98,40
giu-20	97550	26143	71407	73,20
lug-20	213750	129328	84422	39,50
ago-20	225964	179633	46331	20,50
set-20	97474	68233	29241	30,00
ott-20	49735	27511	22224	44,68

Fonte: Elaborazione sulla base di [26].

La pandemia ha avuto un impatto significativo sull'attività turistica valdostana. In termini fisici le perdite di tre mesi del periodo di completo lockdown a marzo, aprile e maggio 2020 hanno costituito 106371, 70866, 46468 di turisti rispettivamente raggiungendo il numero totale di perdite di turisti di 223705 in tre mesi. Nel mese di luglio e agosto le perdite hanno costituito 84422 e 46331 di

turisti a causa del Covid. Se non fosse stata la pandemia non ci sarebbero le deviazioni nel 83,29% 99,68%, 98,40% nei mesi di marzo, aprile e maggio 2020, quando l'ingresso per i turisti internazionali in Valle d'Aosta, come in tutta l'Italia, è stato sospeso.

Le pandemie sono imprevedibili per natura. Ciò impone una limitazione all'uso di modelli ARIMA. Durante lo sviluppo di previsioni modello SARIMA (ARIMA stagionale) appartenendo ad una classe di modelli lineari non può catturare i criteri (*patterns*) non lineari che equivalgono agli shock strutturali nascosti all'interno di arrivi turistici di una serie temporale. Quindi, i dati relativi al periodo di completo lockdown non sono stati presi in considerazione dal modello sviluppato in questo studio.

Il modello può catturare bene il comportamento passato dei turisti in circostanze normali. È probabile, comunque, che il comportamento cambi considerevolmente dopo il periodo di COVID-19. Nuovi fattori che potrebbero avere un forte impatto sulle decisioni di viaggio riguardano le restrizioni e le precauzioni che i turisti devono prendere durante il viaggio come, per esempio, le regole sulla quarantena di quattordici giorni, le limitate scelte di trasporto e di alloggio, e l'accesso limitato alle attrazioni turistiche, ai ristoranti e alle attività di intrattenimento. Tutto ciò, probabilmente, può scoraggiare i turisti a visitare il paese e di conseguenza anche la regione Valle d'Aosta.

Sebbene il modello ARIMA sia stato utilizzato per prevedere i futuri arrivi di turisti in Valle d'Aosta, alcuni ricercatori ritengono che non sia adatto a relazioni non lineari soprattutto in un problema complesso e dinamico come le pandemie [49].

3.2. Le direzioni principali di sviluppo sull'accuratezza della previsione della domanda turistica

L'attuale pandemia di COVID-19 ha avuto un profondo effetto sull'industria del turismo tanto da non poter prevedere con precisione una data di ripresa definitiva.

Una previsione accurata dell'intera scala dell'impatto sull'industria del turismo e sulla ripresa del mercato è fondamentale per la pianificazione strategica delle destinazioni turistiche e delle imprese legate al turismo.

Il profondo impatto della pandemia di coronavirus 2019 (COVID-19) sull'attività turistica globale ha reso obsolete le precedenti previsioni sulla sua domanda. Di conseguenza, gli studiosi hanno iniziato a cercare metodi migliori per prevederne la ripresa dopo determinati risultati devastanti.

La pandemia di COVID-19, data la sua complessità, ha avuto effetti negativi su diverse tipologie di settori come quello relativo alla salute pubblica, agli impatti economici e sociopolitici. Per far fronte a questa complessità e interconnessione, occorre che futuri studi potrebbero considerare la teoria del caos e la teoria dei sistemi come possibili quadri teorici [3,25].

Nel frattempo, i ricercatori del turismo, di tutto il mondo, hanno espresso, con interesse, l'obiettivo di far progredire la metodologia di previsione del turismo e contribuire allo sviluppo di questo campo di ricerca. Il fine auspicato è quello di informare l'industria del turismo e le organizzazioni di gestione e marketing delle destinazioni sulle buone pratiche di previsione e sull'impatto previsto della pandemia sul settore.

Stanno cercando di identificare:

1) dei metodi di previsione più accurati in tempi "normali" ovvero i cosiddetti metodi di previsioni ex post della domanda turistica in riferimento al periodo precedente al COVID-19 sulla base dei dati fino alla fine del 2018;

2) dei metodi e delle procedure di previsione più accurati in una situazione di crisi o cosiddetta previsione ex ante della domanda turistica durante e dopo il COVID-19 sulla base degli ultimi dati disponibili [3,25].

Sono già stati apportati preziosi contributi alla pratica sulle previsioni del turismo raccomandando strutture innovative per le previsioni del turismo in periodo di crisi.

A livello delle imprese e delle organizzazioni turistiche le operazioni aziendali concernenti i loro piani di ripresa dalla crisi dipendono da previsioni: nello specifico si affidano alle previsioni di ripresa. Ad ogni modo, i modelli statistici risultano inefficienti poiché forniscono previsioni oggettive basate su grandi quantità di dati storici senza interventi. Le metodologie statistiche non possono catturare gli impatti di eventi improvvisi e imprevedibili come: malattie, disastri o altre crisi. Pertanto, le previsioni statistiche devono essere aggiustate per migliorare le loro prestazioni in tali circostanze. In questo contesto, gli esperti possono applicare la loro competenza nel settore e ricercare informazioni aggiornate al fine di chiarire le influenze di vari eventi e apportare le modifiche necessarie per migliorare l'accuratezza delle previsioni statistiche.

Hengyun Lia, Mingming Hub, Gang Lid nel loro studio sulla previsione della domanda turistica con Big Data Multi Fonte confermano un nuovo approccio delle previsioni il quale mette in evidenza l'impatto rivoluzionario che tale tipologia di dati possano avere sui sistemi di previsione del turismo a lungo termine. Secondo loro la previsione della domanda turistica che incorpora i big data di Internet da un motore di ricerca e piattaforme di recensioni online potrebbe migliorare significativamente le performance delle previsioni. Inoltre, combinare lo stesso tipo di big data su piattaforme diverse potrebbe aumentare le prestazioni di previsione del modello. In particolare, rispetto alla previsione della domanda turistica basata sui dati delle recensioni online di un'unica piattaforma (Ctrip o Qunar), le prestazioni di previsione sono state notevolmente migliorate quando si utilizzavano i dati di più piattaforme.

La raccolta, l'elaborazione, l'analisi e l'interpretazione dei dati sono stati per secoli il compito della statistica. Tutti i metodi che conosciamo e utilizziamo, tuttavia, sono stati progettati per trattare moderate quantità di dati strutturati. I Big Data pongono una serie di problemi che mettono in dubbio, in molti casi, la validità dei metodi statistici standard. Alcuni autori hanno persino suggerito che i Big Data segnino la fine dei metodi statistici (Anderson, 2008), sostenendo che il test di

ipotesi, principio di base di molte procedure statistiche, è non più necessario e che i petabyte di dati disponibili online possono fornire tutte le risposte richieste, semplicemente cercando gli schemi e le relazioni presenti “naturalmente” [19].

Quindi, la tradizionale previsione della domanda turistica, che si basa su dati statistici strutturati pubblicati dai governi, è intrinsecamente limitata dalla pubblicazione ritardata e a bassa frequenza di tali dati, portando a previsioni imprecise mentre, i big data di Internet offrono una preziosa opportunità per fornire previsioni tempestive della domanda turistica e per aumentare la precisione delle previsioni.

Per di più, i Big Data possono misurare e monitorare i comportamenti e la soddisfazione dei turisti in modo tempestivo, superando i ritardi nei metodi di previsione tradizionali. Pertanto, i big data di Internet sono efficaci integrazioni alle tradizionali fonti di dati. Nel 2014 Yang, Pan e Song hanno sostenuto che i big data di Internet possono rivelare le preferenze dei turisti e i loro cambiamenti in tempo reale oltre a fornire informazioni ad alta frequenza (ad esempio, giornaliere o settimanali). Informazioni aggiornate sui cambiamenti turistici compensano i limiti della previsione della domanda turistica quando si utilizzano dati tradizionali, poiché tali metodi spesso non riescono a prevedere la domanda turistica in modo accurato nei casi di eventi una tantum in cui i modelli di dati cambiano. Un'ampia ricerca ha applicato i big data di Internet, come i dati dei motori di ricerca o i dati sul traffico del sito Web, per prevedere la domanda turistica. Diversi studi empirici hanno dimostrato l'utilità dei dati delle query di ricerca per migliorare la previsione della domanda turistica, la domanda di camere d'albergo e la domanda di attrazioni turistiche. È stato riscontrato che anche i dati sul traffico del sito Web migliorano l'accuratezza della previsione della domanda di hotel in una destinazione.

Le aziende e le destinazioni turistiche possono anche ottenere informazioni utili dall'analisi dei contenuti dei dati dei social media, come le recensioni online; dall'altro canto, i clienti preferiscono fidarsi delle recensioni fornite dai loro pari piuttosto che delle informazioni dei fornitori di servizi. Allo stesso modo, i dati dei social media possono aiutare i professionisti ad anticipare rapidi cambiamenti nelle preferenze dei turisti e nelle tendenze di popolarità relative alle destinazioni e alle attrazioni locali; tali informazioni possono essere raccolte dal numero di recensioni online e dai sentimenti dei turisti espressi al loro interno. Alcuni studi hanno rivelato l'utilità delle recensioni online nella previsione delle vendite di prodotti al di fuori dei contesti turistici.

Sebbene studi precedenti abbiano indicato che i big data di Internet possano migliorare notevolmente le prestazioni di previsione della domanda turistica e offrire preziose implicazioni pratiche, con tali dati dovrebbero essere colmate diverse lacune di ricerca nelle previsioni del turismo. La maggior parte delle ricerche ha fatto affidamento sui dati dei motori di ricerca basati sul volume o sui dati sul traffico del sito Web per la previsione della domanda turistica; mentre, pochi studi hanno fatto riferimento a dati sui social media basati sul volume e sul sentimento, che sono molto più ricchi e possono riflettere l'attenzione e le emozioni dei turisti. Anche così, i dati basati sul volume hanno i loro difetti: un volume più elevato di traffico del sito Web non riflette necessariamente un maggiore interesse

dei consumatori a visitare una destinazione; anzi, può essere davvero il contrario. Ad esempio, le proteste di Hong Kong nel 2019 hanno attirato una crescente attenzione online, ma il numero di visitatori a Hong Kong è effettivamente diminuito a causa dei problemi di sicurezza. Pertanto, avrebbe senso integrare variabili basate sul volume e variabili complementari basate sul sentimento quando si prevede la domanda turistica. In particolare, le recensioni online generate dai consumatori dai siti Web di viaggi online forniscono utili spunti di riflessione sui comportamenti e sulla soddisfazione dei consumatori, ma questo tipo di dati deve ancora essere impiegato per prevedere la domanda turistica. In secondo luogo, la maggior parte degli studi precedenti considerava i big data di Internet da un'unica fonte, da un motore di ricerca o dal sito Web di una specifica organizzazione di marketing di destinazione. Tuttavia, pochi studi hanno studiato le prestazioni di previsione della domanda turistica includendo big data da più fonti in un unico modello di previsione.

Inoltre, le autorità possono utilizzare le previsioni dei visitatori a breve termine per supportare la gestione della folla e aumentare la competitività di una destinazione nel lungo periodo.

Attualmente, siamo in un periodo di transizione verso il recupero post-pandemia. Gli annunci sul lancio di massa di vaccini in molti paesi e il piano nazionale di vaccinazione COVID-19 hanno fornito un po' di conforto, stimolando la speranza che la fine della pandemia sia in vista.

Le strategie di rimbalzo implicherebbero la completa consapevolezza che il rischio di COVID-19 continuerà a far parte delle nostre vite. Quindi, ciò richiede una totale rivalutazione di attuali sistemi sociali, pratiche sociali, modelli di business e sistemi operativi [41].

Il piano futuro dovrebbe concentrarsi sull'espansione delle attrazioni turistiche in aree geografiche più ampie, realizzabile attraverso la promozione di attività, come la vela e la pesca, per ridurre la concentrazione di turisti in qualsiasi momento.

Per placare i timori persistenti tra i turisti, è necessario sviluppare protocolli di gestione più efficaci prima e durante una crisi per garantire la sicurezza e la salute di tutti, garantendo il rispetto delle procedure operative standard (SOP).

Le tecnologie avanzate, come l'intelligenza artificiale (AI), le misurazioni del distanziamento sociale e i sistemi di allarme dovrebbero essere presi in considerazione per rilevare la densità e la distanza tra le persone in aree pubbliche come spiagge, centri commerciali e aeroporti [56].

Sebbene l'utilizzo dei big data nelle previsioni del turismo sia ancora nella fase iniziale, il potenziale dei big data per il miglioramento dell'accuratezza delle previsioni è enorme. Tuttavia, le sfide affrontate dai previsori del turismo includono: in primo luogo, lo sviluppo di nuove tecniche di modellazione e previsione e metodi di stima nella gestione simultanea delle tradizionali serie temporali e dei big data ad alta frequenza; in secondo luogo, inquadrando le domande di ricerca previsionale con le teorie del comportamento dei consumatori esistenti e nuove al fine di capitalizzare meglio i big data del turismo invece di concentrarsi principalmente sul

data mining; e infine, attirando ricercatori provenienti da diversi campi, come l'informatica e l'ingegneria, che possono fornire soluzioni migliori per la riduzione dei costi di calcolo e l'efficienza delle previsioni nel turismo; rimangono anche delle questioni etiche più profonde che riguardano AI e robotica poiché è da definire il concetto di responsabilità morale e soprattutto legale di un algoritmo o un robot e da chi (sviluppatore del software, costruttore della macchina, utilizzatore, fornitore dei dati ecc.) questa responsabilità viene assunta nel caso di problemi o incidenti [65].

Conclusioni

Nel terzo capitolo di questo elaborato, sulla base dei dati esistenti ovvero dati di una serie temporale che copre 144 mesi, da gennaio 2008 a dicembre 2019, è stata effettuata l'analisi della serie temporale degli arrivi turistici in Valle d'Aosta.

L'approccio analitico a questo studio è rappresentato dal modello SARIMA $(p,d,q)(P, D, Q)_s$ di Box-Jenkins. I modelli stagionali ARIMA sono definiti da 7 parametri ARIMA $(p, d, q) (P, D, Q)_s$ dove: AR(p) è la parte autoregressiva dell'ordine p; MA(q) è la parte media mobile dell'ordine q; I (d) è la differenziazione dell'ordine d; AR_s (P) è la parte stagionale autoregressiva dell'ordine P; MA_s (Q) è la parte stagionale media mobile dell'ordine Q; I_s (D) è la differenziazione stagionale dell'ordine D; s è il periodo della comparsa del modello stagionale, ad es. = 12 mesi nei dati sull'afflusso turistico.

Il processo AR tiene conto dei valori osservati in precedenza fino a un determinato ritardo massimo, più un termine di errore. Il processo di differenziazione è indicato come la parte di integrazione che tiene conto della stabilizzazione dei dati rimuovendo stagionalità o trend, mentre il processo MA tiene conto dei termini di errore precedenti, facilitando la previsione.

Il modello SARIMA combina componenti non stagionali e stagionali e può essere specificato come SARIMA $(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$, dove p, d e q si riferiscono agli ordini dei parti del modello quali sono non stagionali autoregressivi (AR), differenziazione non stagionale e della media mobile (MA) non stagionale. P, D e Q si riferiscono agli ordini stagionali autoregressivi AR del modello, alla differenziazione stagionale e agli ordini media mobile stagionali MA del modello, e s è la lunghezza del periodo stagionale.

Seguendo un piano graduale della costruzione del modello ARIMA stagionale, secondo l'approccio Box-Jenkins, inizialmente, i dati della serie temporale degli arrivi turistici in Valle d'Aosta sono stati verificati sulla stazionarietà. La fase di preparazione dei dati per ulteriori analisi è molto importante perché per costruire un modello è necessario che la serie sia stazionaria e non contenga radici unitarie, mentre in natura quasi tutti i processi o le serie sono non stazionari e contengono media, varianza e autocorrelazione non costanti nel tempo. La fase di trasformazione delle serie storiche da non stazionarie a stazionarie è molto importante anche perché la presenza di un eventuale trend, ovvero di un

movimento persistente di lungo periodo, renderebbe le previsioni inaccurate e imprecise.

Da una prima analisi visiva della serie, si è notato che la variabile si manifesta in una stagionalità degli arrivi turistici in Valle d'Aosta. È stata anche tracciata leggermente la tendenza. Queste osservazioni hanno determinato la non stazionarietà delle serie temporali studiate dei dati sugli arrivi di turisti in Valle d'Aosta dal 2008 al 2019 anni.

Per un'analisi formale della stazionarietà delle serie storiche si è ricorso alla verifica di presenza di radice unitaria attraverso test statistici Dickey-Fuller Aumentato (ADF) e DF-GLS unit-root test. ADF test si basa sul seguente sistema di ipotesi unilaterale: $H_0: \delta = 0$ $H_1: \delta < 0$. Se si accetta l'ipotesi nulla H_0 nel modello autoregressivo è presente radice unitaria, mentre se l'ipotesi nulla viene rifiutata il processo è stazionario. Il test ADF-GLS è la versione efficiente del test ADF. Si tratta di un test più potente del test ADF normale; quindi, rifiuta più spesso l'ipotesi nulla di presenza di radice unitaria quando è vera l'ipotesi alternativa; in altre parole, è in grado di discriminare con più precisione una radice unitaria.

I risultati dei due test hanno confermato la presenza di una radice unitaria nella serie temporale studiata. Ciò è stato osservato dal valore della statistica DF, inferiore ai valori presentati per tutti i livelli di significatività 1%, 5% e 10% e dal *p-value* che in tutti i casi è stato maggiore di 0,05.

Quindi l'ipotesi nulla di una radice unitaria a tutti i livelli di significatività comuni non è stata rifiutata, cioè è stata accettata. Si è concluso che gli arrivi turistici in Valle d'Aosta presentano il processo stocastico non stazionario.

Ulteriormente, al fine di ridurre l'eteroschedasticità del campione considerato e per stabilizzare la varianza, è stata utilizzata la trasformazione log e l'analisi si è basata sui logaritmi naturali degli arrivi turistici. Dopodiché ai dati è stata applicata la differenziazione per rimuovere la tendenza e rendere le serie storiche osservate stazionarie. Dopo aver effettuato la trasformazione e la differenziazione della serie storica, è stata eseguita nuovamente la verifica della stazionarietà. I risultati ottenuti hanno mostrato che la serie temporale è stazionaria poiché t-statistica è maggiore ai valori critici assoluti per tutti i livelli di significatività, cioè il valore della statistica si trova a sinistra del valore critico a un dato livello di significatività. Per tanto, l'ipotesi nulla sulla radice unitaria è stata rifiutata e il processo è stato considerato stazionario.

Il passaggio successivo è consistito nell'esaminare campioni ACF (ACF – autocorrelation function) e PACF (PACF – partial autocorrelation function) delle serie storiche trasformate per identificare il modello potenziale. La funzione di autocorrelazione si riferisce alle osservazioni che sono collegate tra di loro, e questo si misura tramite una semplice correlazione tra le osservazioni adiacenti. Invece la funzione parziale di autocorrelazione misura il grado di associazione tra le osservazioni come la ACF, però togliendo la dipendenza lineare dalla serie.

Identificazione del modello appropriato che potrebbe spiegare il movimento della serie temporale (l'ordine degli operatori AR e MA) e la stima dei parametri p e q non stagionali e P e Q stagionali del modello SARIMA è stato effettuato sulla

base dei campioni ACF e PACF e dei picchi significativi dei valori sui campioni. Il processo di identificazione degli operatori AR e MA non è facile e, in un certo senso, abbastanza creativo: esso si basa sulla raccolta dei parametri per il modello più accurato.

Tra tutti modelli provati in software Stata il modello migliore è stato selezionato innanzitutto sulla base dei valori di AIC e BIC e del controllo della significatività dei coefficienti dei modelli. Il modello migliore è risultato il modello arima(2,1,3) sarima(4,1,2,12) poiché ha avuto i coefficienti significativi (P value > 0,05) e i valori minori di AIC e BIC. Il modello è stato riconosciuto più appropriato ed è stato utilizzato per un'ulteriore verifica: nella fase di diagnostica del processo di costruzione di modello SARIMA secondo quello che è l'approccio considerato da Box-Jenkins.

Nella fase diagnostica sono stati generati gli errori del modello arima(2,1,3) sarima(4,1,2,12) attraverso il comando predict error, resid in software Stata che successivamente sono stati controllati sulla media e il valore del Errore Standard. Dai risultati ottenuti la media è stata vicino zero e, non si sono verificate deviazioni stravolgenti nel periodo esaminato come si richiede per il modello previsionale.

La verifica dei residui è stata completata formalmente con il Portmanteau test for white noise in Stata attraverso il comando wntestq error. L'ipotesi nulla che i residui siano rumore bianco non è stata rifiutata ma, anzi, è stata accettata poiché p -value è stato maggiore del 0,05. I residui del modello sono il rumore bianco ciò significa che: non esiste correlazione nei residui del modello e si può essere utilizzato per le previsioni.

L'ultima verifica del modello che è stata effettuata ha confermato la stabilità del modello SARIMA; in altre parole, il modello è stazionario poiché le radici AR e MA si trovavano all'interno del cerchio unitario.

Le previsioni degli arrivi turistici in Valle d' Aosta basate sul modello costruito sono state calcolate per un periodo di dieci mesi a venire, a partire dal gennaio del 2020 fino ad ottobre 2020. Le previsioni hanno dimostrato una positiva tendenza in aumento sia nei mesi di picchi estivi che nei mesi di picchi invernali.

Comunque, la pandemia ha avuto un impatto molto significativo sull'attività turistica valdostana. E tali circostanze non potevano che influenzare sui risultati del modello costruito. La maggiore differenza tra i dati effettivi e la previsione negli anni 2018-2019 ha costituito il 14,01 % ad aprile 2018, mentre le deviazioni della previsione nel 2020 hanno raggiunto 83,29% 99,68%, 98,40% nei mesi di marzo, aprile e maggio 2020 rispettivamente, quando l'ingresso per i turisti internazionali in Valle d'Aosta, come in tutta l'Italia, è stato sospeso. In termini fisici le perdite di tre mesi nel periodo di completo lockdown dal marzo al maggio 2020 hanno costituito 106371, 70866, 46468 di turisti raggiungendo il numero totale di perdite di turisti di 223705 in tre mesi.

Il modello SARIMA (ARIMA stagionale) essendo il modello lineare non può catturare i criteri non lineari (shock strutturali) come le pandemie durante lo sviluppo di previsioni. Per questa ragione i dati relativi al periodo di completo lockdown non sono stati presi in considerazione dal modello sviluppato in questo

studio. Sebbene il modello ARIMA sia stato utilizzato per prevedere i futuri arrivi di turisti in Valle d'Aosta, potrebbe essere che i modelli ARIMA (SARIMA) meglio utilizzare per prevedere una ripresa della domanda turistica nel lungo periodo quando si verificheranno le conseguenze di misure e politiche volte ad attenuare gli shock strutturali. Anche alcuni ricercatori ritengono che i modelli della serie temporale come ARIMA e SARIMA non siano adatti a relazioni non lineari soprattutto in un problema complesso e dinamico come la pandemia.

Crisi come la pandemia di COVID-19 sono improvvise, incerte e volatili. Il profondo impatto della pandemia del coronavirus 2019 sull'attività turistica globale ha reso obsolete le previsioni sulla domanda turistica. Gli approcci tradizionali potrebbero non essere applicabili o efficaci per prevedere una ripresa della domanda turistica. Per generare previsioni accurate in questo contesto è necessario un metodo di previsione più sistematico e affidabile che incorpori i vantaggi dei metodi di previsione esistenti.

Di conseguenza, gli studiosi hanno iniziato ad indagare su metodi migliori al fine di prevedere la ripresa del turismo dopo gli effetti devastanti del COVID-19.

Un nuovo approccio delle previsioni della domanda turistica -basato sui big data- ha messo in evidenza l'importanza di tale tipologia di dati, i cui effetti sono da considerarsi rivoluzionari in merito ai sistemi di previsione del turismo. I big data di Internet offrono numerose opportunità al fine di: fornire previsioni tempestive della domanda turistica, misurare e monitorare i comportamenti e la soddisfazione dei turisti in modo tempestivo, superando così i ritardi nei metodi di previsione tradizionali e in questo modo aumentare la precisione delle previsioni.

Gli studi hanno rivelato come nell'era dei big data i dati basati sul Web provenienti dai motori di ricerca, il traffico del sito Web e le emozioni dei turisti possono essere trasformati in una variabile esogena per prevedere meglio la domanda turistica. La gestione della qualità dei big data ha anche il potenziale per migliorare l'accuratezza delle previsioni. Avrebbe senso integrare variabili basate sul volume e variabili complementari basate sul sentimento quando si prevede la domanda turistica. Quando parliamo di sentimento ci si riferisce, per esempio, alle emozioni espresse nelle recensioni online generate dai consumatori dai siti Web di viaggi online le quali forniscono utili riflessioni sui comportamenti e sulla soddisfazione dei consumatori.

Sebbene l'utilizzo dei big data nelle previsioni del turismo sia ancora nella fase iniziale, il potenziale dei big data per il miglioramento dell'accuratezza delle previsioni è enorme. Nel caso in cui, l'utilizzo del deep learning alla previsione della domanda turistica raggiungesse il pieno potenziale, ci sarebbero decisamente maggiori possibilità di migliorare l'accuratezza della previsione.

La previsione della domanda turistica rimane importante per prevedere il futuro del turismo. Sia i ricercatori che i professionisti del turismo sono invitati a lavorare sinergicamente: combinando idee e suggerendo aree di studio future, specialmente in quelle che presentano lacune, potrebbe generare effetti sorprendenti.

4. Conclusioni

Per costruire un modello delle previsioni degli arrivi turistici in Valle d'Aosta è stato utilizzato il modello SARIMA (ARIMA stagionale) che appartiene ai modelli di serie temporali. Una varietà di modelli ARIMA è ampiamente utilizzata nelle analisi di serie temporali della domanda turistica poiché ha dimostrato di fornire eccezionali previsioni. Diversi sviluppi recenti nelle tecniche di serie temporali si basano su modelli di questo tipo.

I metodi di serie temporali rappresentano un approccio di previsione delle tendenze future basate sulle osservazioni di dati passati e attuali disponibili nel tempo. Se da un lato, il modello delle serie temporali richiede una maggiore gamma di dati storici per aumentare l'accuratezza, dall'altro, è anche molto potente per rilevare la stagionalità nei dati. Il vantaggio del metodo consiste nel fatto che esso richiede solo dati precedenti ad un'unica variabile per fare delle previsioni.

L'idea che sta alla base dei modelli SARIMA è che il processo deve poter descrivere due tipi di relazioni all'interno della serie osservata: la correlazione tra valori consecutivi, che è quella modellata dagli usuali modelli ARIMA, e la correlazione tra osservazioni che distano tra di loro di un multiplo del periodo. Ciò comporta che le serie appartenenti alla classe dei modelli SARIMA siano caratterizzate da una forte correlazione seriale ai ritardi stagionali, oltre all'usuale autocorrelazione presente nei modelli ARIMA non stagionali.

La costruzione di un modello ARIMA è una procedura che riprende le tre fasi di modellazione dei processi ARIMA di Box e Jenkins: la fase di identificazione, durante la quale si analizzano le funzioni di autocorrelazione per trarre qualche indicazione sui parametri del modello, la fase di stima e verifica diagnostica, durante la quale si stimano i parametri del modello e si giudica l'adeguatezza del modello e, la fase di vera e propria previsione, durante la quale si utilizza il modello che si è accettato per produrre le previsioni.

Prima di partire con la costruzione del modello è stato studiato il ruolo del turismo nella regione ed è stata analizzata la situazione turistica degli ultimi anni.

La Valle d'Aosta è la più piccola e meno popolata delle regioni italiane ma dalla forte vocazione e valenza turistica grazie al suo ricco patrimonio naturale, storico, artistico e culturale. Tra le pratiche turistiche che da secoli caratterizzano tale vocazione vi sono: il termalismo, l'alpinismo e, più in generale, il cosiddetto turismo montano, i quali occupano un ruolo di rilievo. Il loro crescente sviluppo ha reso il turismo l'attività determinante e motore dell'organizzazione economica e sociale valdostana.

Nonostante il turismo di massa sia nato solo negli anni Sessanta e, abbia generato evidenti benefici, i costi che corrispondono al turismo di massa alimentano molte problematiche. Queste riguardano la trasformazione di molte società agricole in società dai caratteri e dalle "mode" sempre più urbane, l'importazione dei quadri dirigenziali del turismo dall'esterno e di modelli eccessivi di consumo, la speculazione edilizia, la svendita e la saturazione del territorio, l'erosione della cultura locale (oggi però ampiamente ricercata e rivitalizzata), la stagionalità e la monoculturalità economica portata dal turismo.

L'esame dei costi e dei benefici del turismo alpino induce oggi a riflettere sugli errori storici commessi nelle diverse realtà montane.

Attualmente, il turismo montano è sottoposto a innumerevoli problematiche sia strutturali che operative a causa di fattori sia esogeni che endogeni.

Cultura locale, salvaguardia ambientale e sviluppo sostenibile sono diventati i nuovi concetti chiave del discorso sulla montagna, la quale, alla luce delle profonde trasformazioni di carattere ambientale globale è diventata, proprio in quanto area sensibile, simbolo dell'urgenza del cambiamento.

Dalle analisi degli arrivi turistici in Valle d'Aosta, è emerso, in modo sempre più evidente, a partire dal grande sviluppo turistico alpino, il legame diretto tra turismo e popolamento. La tendenza positiva degli arrivi turistici verso la regione è stata costante, esclusi i periodi delle crisi. Gli arrivi turistici sono caratterizzati dalla forte stagionalità: l'alta concentrazione dei flussi turistici si riscontra principalmente nei mesi della stagione sciistica che va da novembre a marzo; ai mesi invernali, si affianca altresì un picco nei flussi turistici legati al periodo estivo (dal luglio ad agosto).

La struttura degli arrivi turisti in Valle d'Aosta nel periodo 2008-2020 è rimasta sostanzialmente stabile prevalentemente con turisti italiani che hanno costituito dal 60,2% al 69,3%. Nella composizione dei turisti, la percentuale maggiore è quella francese che costituiscono dal 20,92% al 24,67%.

Gli italiani principalmente arrivano dalla Lombardia, dal Piemonte e dalla Liguria con una quota degli arrivi turistici massimi rispettivamente di 35,78%, 27,18% e 11,26% negli anni 2019-2020.

Nel terzo capitolo dello studio, sulla base dei dati esistenti, ovvero dati estrapolati da una serie temporale che copre 144 mesi (da gennaio 2008 a dicembre 2019) è stata effettuata l'analisi della serie temporale degli arrivi turistici in Valle d'Aosta.

L'approccio analitico a questo studio è rappresentato dal modello SARIMA $(p,d,q)(P, D, Q)_s$ costruito secondo metodologia Box-Jenkins. I modelli stagionali ARIMA sono definiti da 7 parametri ARIMA $(p, d, q) (P, D, Q)_s$ dove: AR(p) è la parte autoregressiva dell'ordine p; MA(q) è la parte media mobile dell'ordine q; I(d) è la differenziazione dell'ordine d; AR_s(P) è la parte stagionale autoregressiva dell'ordine P; MA_s(Q) è la parte stagionale media mobile dell'ordine Q; I_s(D) è la differenziazione stagionale dell'ordine D; s è il periodo della comparsa del modello stagionale, ad es. = 12 mesi nei dati sull'afflusso turistico.

L'idea che sta alla base dei modelli SARIMA è che il processo deve poter descrivere due tipi di relazioni all'interno della serie osservata: la correlazione tra valori consecutivi, che è quella modellata dagli usuali modelli ARIMA, e la correlazione tra osservazioni che distano tra di loro di un multiplo del periodo.

Seguendo un piano graduale della costruzione del modello ARIMA stagionale -secondo l'approccio Box-Jenkins- nella prima fase di identificazione, i dati della serie temporale sono stati preparati per identificare l'ordine degli operatori AR e MA che potrebbe spiegare il movimento della serie temporale. La preparazione dei dati è consistita nella verifica della serie storica sulla stazionarietà oppure nella presenza di una radice unitaria, la trasformazione e la differenziazione

dei dati per stabilizzare la varianza, rimuovere la tendenza e rendere la serie temporale degli arrivi turistici in Valle d'Aosta stazionari.

Il passaggio successivo è consistito nell'esaminare campioni ACF (ACF – autocorrelation function) e PACF (PACF – partial autocorrelation function) delle serie storiche trasformate per identificare il modello potenziale. La funzione di autocorrelazione si riferisce alle osservazioni che sono collegate tra di loro, e questo si misura tramite una semplice correlazione tra le osservazioni adiacenti. Invece, la funzione parziale di autocorrelazione misura il grado di associazione tra le osservazioni come la ACF, togliendo però la dipendenza lineare dalla serie.

Dopodiché sulla base dei campioni ACF e PACF delle funzioni di autocorrelazione e di autocorrelazione parziale e dei picchi significativi dei valori sui campioni sono stati identificati parametri p e q non stagionali e P e Q stagionali del modello SARIMA. Il processo di identificazione dei parametri p e q non stagionali (e P e Q stagionali) si basava sulle diverse prove dei parametri per trovare il modello più accurato.

Tra tutti modelli provati in *software* Stata il modello migliore è stato selezionato innanzitutto sulla base dei valori di AIC e BIC e del controllo della significatività dei coefficienti dei modelli. Il modello migliore è risultato il modello arima (2,1,3) sarima(4,1,2,12) poiché ha avuto i coefficienti significativi (P -value > 0,05) e il valore minore del criterio di informazione AIC. Tale modello è stato riconosciuto più appropriato ed è stato utilizzato per un'ulteriore verifica oppure nella fase di diagnostica secondo l'approccio Box-Jenkins del processo di costruzione del modello SARIMA.

La fase diagnostica ha confermato che il modello può essere utilizzato per fare le previsioni poiché gli errori del modello generati in *software* Stata sono rientrati nei limiti consentiti. La verifica dei residui del modello è stata completata formalmente con il Portmanteau test for white noise in Stata e, non ha rifiutato l'ipotesi nulla che i residui siano rumore bianco e quindi che non esiste correlazione nei residui del modello e possa essere utilizzato per le previsioni.

L'ultima verifica del modello che è stata effettuata ha confermato la stabilità del modello SARIMA. In altre parole, il modello è risultato stazionario poiché le radici AR e MA si trovavano all'interno del cerchio unitario.

Le previsioni degli arrivi turistici in Valle d'Aosta basate sul modello costruito sono state calcolate per un periodo di dieci mesi a venire, a partire dal gennaio del 2020 fino ad ottobre 2020. Le previsioni hanno dimostrato una positiva tendenza in aumento sia nei mesi di picchi estivi che nei mesi di picchi invernali.

Comunque, la pandemia ha avuto un impatto molto significativo sull'attività turistica valdostana. E tali circostanze non potevano che influenzare sui risultati del modello costruito. La maggiore differenza tra i dati effettivi e la previsione negli anni 2018-2019 ha costituito il 14,01 % ad aprile 2018, mentre le deviazioni della previsione nel 2020 hanno raggiunto 83,29% 99,68%, 98,40% nei mesi di marzo, aprile e maggio 2020 rispettivamente, quando l'ingresso per i turisti internazionali in Valle d'Aosta, come in tutta l'Italia, è stato sospeso. In termini fisici le perdite di tre mesi nel periodo di completo lockdown dal marzo al maggio 2020 hanno

costituito 106371, 70866, 46468 di turisti raggiungendo il numero totale di perdite di turisti di 223705 in tre mesi. A causa del Covid le perdite significative di turisti sono registrate anche nei mesi di luglio e agosto che hanno costituito 84422 e 46331 di turisti rispettivamente. Se non fosse stata la pandemia non ci sarebbero le deviazioni della previsione nel 83,29% 99,68%, 98,40% nei mesi di marzo, aprile e maggio 2020.

Durante lo sviluppo di previsioni il modello SARIMA (ARIMA stagionale) essendo il modello lineare non può catturare i criteri non lineari (shock strutturali) come le pandemie. Per questa ragione i dati relativi al periodo di completo lockdown non sono stati presi in considerazione dal modello sviluppato in questo studio. Sebbene il modello ARIMA sia stato utilizzato per prevedere i futuri arrivi di turisti in Valle d'Aosta, potrebbe essere che i modelli della serie temporale di tipo ARIMA (SARIMA) meglio utilizzare per prevedere una ripresa della domanda turistica a lungo termine, quando saranno evidenti gli impatti delle misure e delle politiche per attenuare gli shock strutturali. Anche alcuni ricercatori ritengono che i modelli della serie temporale come ARIMA e SARIMA non siano adatti a relazioni non lineari soprattutto in un problema complesso e dinamico come la pandemia.

Crisi come la pandemia di COVID-19 sono improvvise, incerte e volatili. Il profondo impatto della pandemia da coronavirus nel 2020 sull'attività turistica globale ha reso obsolete le previsioni sulla domanda turistica. Gli approcci tradizionali potrebbero non essere applicabili o efficaci per prevedere una ripresa della domanda turistica. Per generare previsioni accurate in questo contesto è necessario un metodo di previsione più sistematico e affidabile che incorpori i vantaggi dei metodi di previsione esistenti.

Nuovo approccio delle previsioni della domanda turistica basato sui big data potrebbe rivoluzionare i sistemi di previsione del turismo. I big data di Internet offrono una preziosa opportunità per fornire previsioni tempestive della domanda turistica ma, inoltre, possono anche misurare e monitorare i comportamenti e la soddisfazione dei turisti in modo tempestivo, superando i ritardi nei metodi di previsione tradizionali e in questo modo aumentare la precisione delle previsioni.

Approcci utilizzati nei modelli basati sull'intelligenza artificiale hanno dimostrato una straordinaria capacità di gestire i big data: sono in grado di spiegare i dati non lineari senza una conoscenza a priori delle relazioni tra le variabili di input e di output. Uno degli esempi di questo tipo di modelli sono i modelli della rete neurale artificiale (ANN) che hanno guadagnato recentemente una grande popolarità. Questi modelli hanno una forte vitalità e flessibilità nell'elaborazione di dati imperfetti e possono gestire quasi ogni tipo di non linearità. Tuttavia, questo campo di ricerca ha una portata frammentata e limitata nelle metodologie poiché spesso manca un quadro concettuale. Per questa ragione i ricercatori fanno ancora affidamento principalmente sulle tecniche basate sull'econometria.

Nonostante l'utilizzo dei big data nelle previsioni del turismo sia ancora nella fase iniziale, il loro potenziale uso per il miglioramento dell'accuratezza delle previsioni risulta enorme. Se l'applicazione del deep learning alla previsione della domanda turistica raggiungesse il pieno svolgimento, ci sarebbero maggiori possibilità di migliorare l'accuratezza della previsione.

La previsione della domanda turistica rimane importante per prevedere il futuro del turismo. Sia i ricercatori che i professionisti del turismo devono lavorare insieme e combinare le idee nel suggerire studi futuri, specialmente nelle aree che devono essere riviste e migliorate.

5. Bibliografia

- [1] Altoè M. Analisi della Serie Storica del Prezzo del titolo unicredit. Università degli Studi di Padova, Padova, 2020.
- [2] Anderson, C. K. The End of Theory: The Data Deluge Makes the Scientific Method Obsolete. Magazine, 2020. Available online: http://www.wired.com/science/discoveries/magazine/16-07/pb_theory (accessed on 7 Dicembre 2021).
- [3] Athanasopoulos, G., Hyndman, R. J., Song, H., & Wu, D. C. The tourism forecasting competition. International Journal of Forecasting, 2011, pp.822–844.
- [4] Bar On, R.V. Seasonality in Tourism. A Guide to the Analysis of Seasonality and Trends for Policy Making. London: The Economist Intelligence Unit Ltd., Technical Series N. 2., 1975.
- [5] Bartaletti F. Le grandi stazioni turistiche nello sviluppo delle Alpi italiane, Patron Editore, Bologna, 1994.
- [6] Borsaitaliana. L'Italia Riparte Con il Turismo. Available online: <https://www.borsaitaliana.it/notizie/italian-factory/distretti/ripresadelturismo.htm> (accessed on 17 February 2022).
- [7] Brockwell PJ, Davis RA. Time Series: Theory and Methods. New York: Springer Science & Business Media, 1991, pagg. 18–24.
- [8] Butler R. Seasonality in Tourism: Issues and Implications. The Tourist Review, 1998.
- [9] Cannas R., Politiche pubbliche per la stagionalità del turismo da una prospettiva territoriale. Casi di Studio in Scozia e in Sardegna. Università di Bologna, 2010.
- [10] Cipra, Il rapporto sullo stato delle Alpi – Dati, fatti, problemi, proposte, Edizioni Centro Documentazione Alpina, Torino, 2002.
- [11] Dallari F. Distretti turistici tra sviluppo locale e cooperazione interregionale. In F. Bencardino e M. Prezioso (a cura di) Geografia del turismo. Milano, 2007, pp.194-218.
- [12] De Matteis G., Governa F., Grandi infrastrutture e sistemi locali. Il Valore aggiunto territoriale delle infrastrutture di trasporto, Milano, 2002.
- [13] De Vecchis G., Da problema a risorsa: sostenibilità della montagna italiana, Roma, 1996.
- [14] Ebhuoma O., Gebreslasie M., Magubane L., A seasonal Autoregressive Integrated moving average (SARIMA) forecasting model to predict monthly malaria cases in KwaZulu-Natal, South Africa. School of Agricultural, Earth and Environmental Sciences, College of Agriculture, Engineering and Science, University of KwaZulu-Natal, Durban, South Africa, 2017.
- [15] Elangbam H. S. Forecasting tourist inflow in Bhutan using seasonal Arima. International Journal of Science and Research (IJSR), India, 2013.
- [16] Facchin, N. Previsione dei Costi di un'azienda sanitaria. Università degli Studi di Padova, Padova, 2013.

- [17] Fitzpatrick. All-Season Tourism: Analysis of Experience, Suitable Products and Clients, Rivista, Luxembourg, 1993.
- [18] Gricar, S., Sugar, V., Bojnec, S. The Missing Link between Wages and Labour Productivity in Tourism: Evidence from Croatia and Slovenia, Slovenia, 2020, pp.732–753.
- [19] Gunter U, Onder I. Forecasting international city tourism demand for Paris: Accuracy of uni- and multivariate models employing monthly data. *Tourism Management*, 2015.
- [20] Gustafson, P. Tourism and Seasonal Retirement Migration, *Annals of Tourism Research*, 2002, pp.899-918.
- [21] Hamilton J. D. Time Series analysis. Levant Books, 2012.
- [22] Hartmann R. (1986) Tourism, seasonality and social change. *Leisure Studies*, 1986, pp.25-33.
- [23] Haug B., Dann G.M.S., Mehmetoglu M. A Little Norway in Spain. From Tourism to Migration, *Annals of Tourism Research*, 2007, pp. 202-222.
- [24] Hewitt K., Fattori di rischio e catastrofi montuosi, in Messerli B. e Ives J.D. (a cura di), *Montagne del Mondo. Mountains of the world. A global priority*, Tarara, Verbania, 2000.
- [25] Hyndman R. J., Koehler, A. B. Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 2006, pp. 679–688.
- [26] Istat. Statistiche Istat. Available online: <http://dati.istat.it/#> (accessed on 06 February 2022).
- [27] Khaidi S.M., Tourism demand forecasting – a review on the variables and models. *Journal of Physics*, 2019.
- [28] King R., Warnes T. e Williams A. *Sunset Lives. British Retirement Migration to the Mediterranean*. Oxford: Oxford International Publisher, 2000.
- [29] Kirchgssner G. *Introduction to modern time series analysis*. Springer, 2014.
- [30] Law R., Li G., Fong D.K.C., Han X. Tourism demand forecasting: A deep learning approach. *Annals of Tourism Research*, 2019, pp. 410–423.
- [31] Legambiente D.C. *Alpi 2004: L'inquinamento va in vacanza in montagna*, Ufficio stampa Legambiente Piemonte e Valle d'Aosta, Verbania, 2004.
- [32] Liang Y.H. 2014 Tourism demand forecasting – a review on the variables and models, *Tourism Management*, 2019.
- [33] Lim C, Chang C, McAleer M. Forecasting hotel guest nights in New Zealand. *International Journal of Hospitality Management*, 2009.
- [34] Lim C., McAleer M. Time Series Forecasts of International Travel Demand for Australia. *Tourism Management*, 2002, pp. 389–396.
- [35] Oh C. O., Morzuch B. J. Evaluating time-series models to forecast the demand for tourism in Singapore, *Journal of Travel Research*, 2005, pp.404–413.
- [36] Lim C, Chang C, McAleer M. Forecasting hotel guest nights in New Zealand. *International Journal of Hospitality Management*, 2009, pp.228-235.
- [37] Lozato-Giotart J., *Geografia del turismo: dallo spazio consumato allo spazio gestito*, Hoepli, Milano, 2008.

- [38] Lundtorp S., Rassing C. R., e Wanhill S. R. C. The off-season is “no season”: the case of the Danish island of Bornholm. *Tourism Economics*, 1999.
- [39] Ma E, Liu Y, Li J, Chen S. Anticipating Chinese tourists’ arrivals in Australia: A time series analysis. *Tourism Management Perspectives*, 2016, pp.50-58.
- [40] Manning R. E., Powers L. A. Peak and off-peak use: redistributing the outdoor recreation/tourism load. *Journal of Travel Research*, 1984, pp. 25-31.
- [41] Manyena B., O’Brien G., O’Keefe P., Rose J. Disaster resilience: A bounce back or bounce forward ability? *Local Environment Journal*, 2011, pp. 417–424.
- [42] Mathieson A., Wall G. *Tourism. Economic, Physical and Social Impacts*. Longmann, 1982.
- [43] Ministero per gli Affari Regionali, *L’Italia delle montagne, le montagne delle regioni*, Istituto poligrafico e Zecca dello stato, Roma, 2005.
- [44] Montevecchi M. *Analisi di contegazione tra le serie storiche del PIL e del debito pubblico dal 1980 al 2018*. Università degli studi di Padova, Padova, 2020.
- [45] Morazzoni M, De Ponti P., Colombo D. *Montagna e turismo. Le Alpi italiani tra geografia, società e cultura*, Padova, 2010, p. 77.
- [46] Murphy P. E. *Tourism. A Community Approach*. London, 1985.
- [47] Mustafa H., Omar B., Mukhiar S.N.S. Measuring Destination Competitiveness: An Importance-Performance Analysis (IPA) of Six Top Island Destinations in Southeast Asia. *Journal of Tourism Research*, 2020, pp.223–243.
- [48] Oh C. O. The contribution of tourism development to economic growth in the Korean economy. *Tourism Management*, 2005, pp. 39–44.
- [49] Papastefanopoulos V, Linardatos P, Kotsiantis S. Covid-19: A comparison of time series methods to forecast percentage of active cases per population. *Università di Patras, Grecia*, 2020.
- [50] Piva E., Pioletti A.M., Prats L. *La comunicazione dell’identità turistica nelle aree montane*. *Semestrale di Studi e Ricerche di Geografia, Rivista*, 2021.
- [51] Pelagatti M. *La regressione lineare applicata a Dati Economici*. 2008
- [52] Rampoldi D. *Analisi delle Serie Storiche e Applicazioni*. Università degli studi di Genova, 2004.
- [53] Rossellò J., Riera A. e Sanso A. The Economic Determinants of Seasonal Patterns, *Annals of Tourism Research*, 2018, pp. 697-711.
- [54] Song H., Romilly P., Liu X. An Empirical Study of Outbound Tourism Demand in the UK. *Applied Economics*, 2000, pp. 611–624.
- [55] Sheldon P.J., Var T. *Tourism Forecasting: A Review of Empirical Research*. *Journal of Forecast*, 1985.
- [56] Sirt T. Artificial Intelligence Backed Support for Social Distancing Control. Available online: www.dailysabah.com/business/tech/artificial-intelligence-backed-support-for-social-distancing-control (accessed on 17 February 2022).
- [57] Song H., Li G. Tourism demand modelling and forecasting: A review of recent research. *Tourism Management*, 2008, pp. 203–220.

- [58] Song H., Witt S. F. *Tourism demand modelling and forecasting: Modern econometric approaches*. Oxford, 2000.
- [59] Song H., Witt S. F., Jensen T. C. *Tourism forecasting accuracy of alternative econometric models*. *International Journal of Forecasting*, 2003, pp. 123–141.
- [60] Stata. *Guida al programma Stata*. Computer software, 2013.
- [61] Stock J. e Watson M. *Introduzione all'econometria*. Milano, 2016.
- [62] Song H., Wong K. K. F. *Tourism demand modeling: A time-varying parameter approach*. *Journal of Travel Research*, 2003, pp. 57–64.
- [63] Sutcliffe C. M., Sinclair M. T. *The measurement of seasonality within the tourist industry: an application to tourist arrivals in Spain*. *Applied Economics*, 1980, pp. 429-441.
- [64] Sutcliffe C. M., Sinclair M. T. *Seasonality and Spanish Tourism*. University at Canterbury, *Studies in Economics*, 1978, pp. 429-441.
- [65] Turner J., Macmillan P. *Robot Rules. Regulating artificial intelligence*. 2019.
- [66] Varotto M., “Montagna senza abitanti, abitanti senza montagna; le recenti tendenze demografiche e insediative nell’Arco alpino italiano (1991-2000)”, in Angelini E.C., Giulietti S. e Ruffini F.V., *Il Privilegio delle Alpi: moltitudine di popoli, culture e paesaggi*, *Accademia Europea*, Bolzano, 2002.
- [67] Velardi M., Sbaffoni S., Stefanoni M., Moccia L.. *Valutazione dell’impatto socio-economico e ambientale di politiche di decarbonizzazione ed uso efficiente delle risorse*. *Energia, ambiente e innovazione*. *Focus Magazine*, 2018.
- [68] Vergori A.S. *Forecasting Tourism Demand: The Role of Seasonality*. *Tourism Economics*, 2019, pp. 915–930.
- [69] Williams A. M., Shaw G. *Tourism and Economic Development*. *Western European Experiences*, 1991.
- [70] Yang X., Pan P., Evans J.A., *Forecasting Chinese tourist volume with search engine data*. *Tourism Management*, 2017, pp. 386-397.
- [71] Zhang F., Wagner A.K., Ross-Degnan D. *Simulation-based Power Calculation for Designing Interrupted Time Series Analyses of Health Policy Interventions*, 2011, pp. 1252–1261.
- [72] Zhu B, Wei Y. *Carbon price forecasting with a novel hybrid ARIMA and least squares support vector machines methodology*. *Magazine*, 2013.