

ETELÄ-KARJALAN MATKAILUKYSYNNÄN MALLINTAMINEN JA ENNUSTAMINEN

Jyväskylän yliopisto
Kauppakorkeakoulu

Pro gradu -tutkielma

2021

Tekijä: Jaska Vepsäläinen
Oppiaine: Taloustiede
Ohjaaja: Mika Haapanen



JYVÄSKYLÄN YLIOPISTO

TIIVISTELMÄ

Tekijä <i>Jaska Vepsäläinen</i>	
Työn nimi <i>Etelä-Karjalan matkailukysynnän mallintaminen ja ennustaminen</i>	
Oppiaine <i>Taloustiede</i>	Työn laji <i>Pro gradu -tutkielma</i>
Aika (pvm.) <i>11.3.2021</i>	Sivumäärä <i>76</i>
<p><i>Tiivistelmä – Abstract</i></p> <p><i>Tässä tutkielmassa tarkastellaan matkailun kysynnän mallintamista ja ennustamista. Tutkimuksen osana mallinnetaan Etelä-Karjalan maakunnan matkailun kysyntää ARIMA-aikasarja-analyysillä, ja toteutetaan kotimaisen ja ulkomaalaisen matkailun kysynnän ennusteet vuosille 2020-2022. Kysynnän mittarina käytetään kotimaisten ja ulkomaalaisten matkailijoiden rekisteröityjen yöpymisten määriä vuosilta 2000-2019 ja aineistona Tilastokeskuksen tuottamia matkailutilastoja. Vuoden 2020 ennusteita verrataan Tilastokeskuksen ennakkotietoihin vuoden 2020 yöpymisten määristä. Etelä-Karjalan matkailu on voimakkaasti riippuvainen Venäjän matkailukysynnästä. Vuoden 2020 keväällä Eurooppaan laajentunut maailmanlaajuinen COVID-19 pandemia romahdutti kansainvälisen matkailun, joka on nähtävissä myös Etelä-Karjalan maakunnan ulkomaisten matkailijoiden määrissä 2020. Sen sijaan kotimainen matkailu on Tilastokeskuksen ennakkotietojen perusteella kasvanut maakunnassa. Tutkimuksessa tehtyjen ennusteiden mukaisesti sekä kotimainen että ulkomainen matkailukysyntä Etelä-Karjalassa tulee olemaan nousujohteinen, mutta elpyminen pandemian aikaansaamista negatiivisista vaikutuksista voi kestää vielä pitkään.</i></p>	
Asiasanat <i>matkailu, kysyntä, ARIMA, Box-Jenkins, aikasarja-analyysi</i>	
Säilytyspaikka <i>Jyväskylän yliopiston kirjasto</i>	

SISÄLLYS

TIIVISTELMÄ	2
1 JOHDANTO.....	6
1.1 Tutkimuksen tausta	6
1.2 Tutkimuksen tavoitteet ja toteutus	7
2 MATKAILU TALOUDEN ILMIÖNÄ.....	8
2.1 Matkailun taloudelliset vaikutukset	8
2.2 Aluetaloudellinen ilmiö	11
2.3 Käsitteistö.....	11
3 MATKAILUN KYSYNTÄ.....	13
3.1 Matkailun kysynnän teoria	14
4 KYSYNNÄN MALLINTAMINEN JA ENNUSTAMINEN.....	18
4.1 Kysynnän mallintamisen menetelmät	18
4.2 Naiivit ennustemallit.....	20
4.3 Tasoitus- ja hajontamallit.....	21
4.3.1 Eksponentiaalinen tasoitus	21
4.3.2 Liukuvan keskiarvon mallit	23
4.4 Regressiomallit	23
4.4.1 Modernit regressiomallit.....	25
4.5 Simulaatiomallit	26
5 ARIMA AIKASARJA-ANALYYSI.....	29
5.1 Stationaarisuus	29
5.2 AR- ja MA-prosessit	31
5.3 ARIMA-mallit.....	32
5.4 Kausiluonteinen ARIMA-malli (SARIMA).....	32
5.5 ARIMA-mallin valinta	33
5.6 ARIMA-mallin tutkimuksia	35
6 MATKAILU SUOMESSA.....	38
6.1 Matkailun kehitys Suomessa.....	38
6.2 Alueellinen matkailu Suomessa	39
7 MATKAILU ETELÄ-KARJALASSA	41
7.1 Majoitusliikkeet.....	41
7.2 Majoituskysyntä.....	43
7.3 Ulkomaalaiset matkailijat	47
7.4 Matkailun näkymät Etelä-Karjalassa	50

	5
8 AINEISTO JA MENETELMÄ.....	51
8.1 Aineisto	51
8.2 Matkailuyöpymiset Etelä-Karjalassa	52
8.3 Suomalaisten yöpymiset Etelä-Karjalassa.....	53
8.4 Ulkomaalaisten yöpymiset Etelä-Karjalassa.....	59
9 TUTKIMUKSEN TULOKSET.....	65
9.1 Yleistä	65
9.2 Tulokset.....	65
10 JOHTOPÄÄTÖKSET JA ARVIOINTI.....	69
LÄHTEET	71
LIITTEET.....	75
Liite 1. Saapuneet matkailijat ja rekisteröityjen yöpymisten määrä Suomessa 2000-2020	75

1 JOHDANTO

1.1 Tutkimuksen tausta

Matkailu toimialana on kasvanut merkittävästi maailmanlaajuisesti puolen vuosisadan ajan. Tätä matkailualan kasvun aikakautta on samanaikaisesti ilmentänyt tulojen ja vaurauden lisääntyminen, matkustusmuotojen kehittyminen, muuttuneet elintavat ja kuluttaja-arvot, lisääntynyt vapaa-aika, kansainvälinen avoimuus, globalisaatio, maahanmuutto ja tietotekniikan kehittyminen. Nämä kaikki ilmiöt ovat osaltaan myötävaikuttaneet matkailun merkittävään kasvuun yhdeksi maailman merkittävistä toimialoista. Siten on vähemmän yllättävää, että samanaikaisesti matkailun taloudellisia vaikutuksia kuvaava tutkimustyö on kasvattanut suosiotaan. (Dwyer, 2011)

Matkailun taloudellinen ja yhteiskunnallinen vaikutus on kasvattanut merkitystään myös Suomessa viimeisimpien vuosikymmenien aikana, ja siitä on muodostunut monille alueille tärkeä elinkeino. Matkailun merkitys korostuu ei pelkästään yksityisten yritysten tekemien investointien, vaan myös julkisten investointien puolesta tarkasteltuna. Vuonna 2017 matkailun merkitys Suomen kansantaloudelle oli 2,7 prosenttia bruttokansantuotteesta, joka on suuruudeltaan verrattavissa metsäteollisuuteen. Kansainvälinen matkailu Suomeen on kasvanut tasaisesti, ja sen odotetaan edelleen tulevaisuudessa jatkavan kasvuaan. (Business Finland 2019.)

Suomeen saapuneiden matkailijoiden määrä on kasvanut tasaisesti, ja vuonna 2019 ylitettiin ensimmäistä kertaa 12 miljoonan saapuneen matkailijan määrä, sisältäen sekä kotimaiset että ulkomaiset matkailijat. Vuosi 2019 oli monella muullakin mittarilla mitattuna ennätysvuosi matkailulle. Rekisteröityjen yöpymisten määrä ylitti 23 miljoonan rajan, ja sekä saapuneiden ulkomaisten matkailijoiden että ulkomaisten yöpymisten määrät olivat tilastollisesti suurimmat mitatut. (Liite 1.)

Etelä-Karjalan maakunnassa saapuneiden matkailijoiden määrä on ollut suurinta vuonna 2013, yhteensä 443 814 saapunutta matkailijaa, vuonna 2019 saapuneiden matkailijoiden määrä oli hieman alle 400 000. Sijainti Venäjän rajalla näkyy vahvasti Etelä-Karjalan matkailussa. Maakuntaan saapuneista ulkomaalaisista matkailijoista ehdoton enemmistö on Venäjältä. Vuonna 2013 venäläisten matkailijoiden rajanylitykset ja yöpymiset olivat korkeimmillaan. Venäläisten matkailijoiden kysyntään on vaikuttanut merkittävästi ruplan kurssin vaihtelut. Ruplan kurssin romahtaminen vaikutti suuresti koko maakunnan matkailuun, mutta muutaman vuoden notkahduksen jälkeen venäläismatkailu Etelä-Karjalassa on jälleen kasvussa.

Vuonna 2019 Kiinasta alkanut maailmanlaajuinen COVID-19 pandemia pysäytti maailmanlaajuisesti matkailuliikenteen. Myös Suomessa pandemian vaikutukset näkyvät raskaasti majoitusosalalla. Kaikissa majoitusliikkeissä kirjatut yöpymiset Suomessa ovat vuoden 2020 syyskuuhun mennessä vähentyneet 35,9 prosenttia vuoden 2019 määriin verrattuna. Kotimaiset yöpymiset vähenivät 24,9 prosenttia, ulkomaisten yöpymisten määrässä romahdus on vielä suurempi: 61,9 prosenttia. Etelä-Karjalan maakunnassa rekisteröitiin vuonna 2019 syyskuuhun mennessä yhteensä 591 579 yöpymistä, vastaavasti vuonna 2020 rekisteröitiin 400 887 yöpymistä, jolloin muutos oli -32,2 prosenttia. Kotimaisten yöpymiset ovat syyskuuhun mennessä vähentyneet Etelä-Karjalassa 16,2 prosenttia ja ulkomaiset 67,6 prosenttia vuoden 2019 määriin verrattuna. (SVT: Majoitustilasto, 2020)

1.2 Tutkimuksen tavoitteet ja toteutus

Matkailu on aluetaloudellinen ilmiö, ja sen erityisluonne moniulotteisena toimialana asettaa tutkimukselle omat haasteensa. Tässä tutkimuksessa tarkastellaan matkailun aluetaloudellisia vaikutusten tutkintatapoja ja mallinnetaan tapauskohtaisesti Etelä-Karjalan maakunnan matkailun kysyntää.

Kansainvälisesti matkailun taloustieteellinen tutkimus on kehittynyt jatkuvasti samaan aikaisesti, kun matkailusta on muodostunut yhä merkittävämpi talouden ala. Suomessa matkailun taloustieteellinen tutkimus on keskittynyt merkittävimmin aluetaloudelliseen tutkimukseen ja yksittäisten matkailuhankkeiden ja -investointien vaikutuksiin. Sen sijaan matkailun kysynnän tutkimus Suomessa on muutamia poikkeuksia lukuun ottamatta jäänyt vähäiseksi.

Aikaisempaa matkailun kysynnän tutkimusta on Suomessa tehty kansainväliseen määrään suhteutettuna hyvin vähän. Tämän tutkimuksen luvuissa 3 ja 4 perehdytään matkailun kysynnän teoriaan ja tarkastellaan erilaisia tapoja mallintaa matkailun kysyntää ja toteuttaa mallinnuksen pohjalta ennusteita tulevaan. Luku 5 käsittelee kokonaisuudessaan tässä tutkimuksessa käytettävää ARIMA-aikasarja-analyysia. Tutkimuksen empiriaosiossa tarkastellaan tapauskohtaisesti Etelä-Karjalan maakunnan matkailun nykytilannetta tilastoaineistoon pohjautuen. Vuosilta 2000-2019 kerätyllä aikasarja-aineistolla mallinnetaan Etelä-Karjalan maakunnan matkailun kysyntää, ja tuotetaan ennusteet matkailukysynnän tulevaisuuden tasosta vuosille 2020-2022. Luotua ennustetta verrataan Tilastokeskuksen 2020 ennakkotietoihin yöpymisten määrissä.

2 MATKAILU TALOUDEN ILMIÖNÄ

Matkailu on kasvava taloudenala, ja työvoimavaltaisena alana sillä on merkittävä työllistävä vaikutus. Teollisuuden alana matkailu on kasvanut nopeammin kuin kokonaistuotanto jo vuosikymmenten ajan. Matkailu saa aikaan huomattavia taloudellisia vaikutuksia eri aluetasoilla. Tilastokeskuksen tuottaman matkailutilinpidon mukaan vuonna 2017 matkailun merkitys Suomen kansantaloudelle oli 2,7 prosenttia bruttokansantuotteesta. Samana vuonna matkailun aikaansaama kokonaiskysyntä oli arvioiden mukaan 15,1 miljardia euroa, ja matkailun aikaansaama arvonlisäys 5,2 miljardia euroa. Kaiken kaikkiaan vuonna 2017 matkailutoimialat työllistivät Suomessa 138 000 henkilöä, joka on 5,4 prosenttia kaikista työllisistä. (Business Finland, 2020).

Matkapäätös tehdään usein ystävien tai perheen kanssa yhteisesti, joten perinteisen kuluttajan kysyntäteorian, joka perustuu yksilöllisiin päätöksiin, täytyy ottaa yhtä lailla huomioon yksilöiden ja ryhmien sosiaalinen konteksti. Tarjonta puolella matkailu tukeutuu niin luonnon- kuin henkilöresursseihin. Tämä nostaa kysymyksen niiden ympäristöllisten luonnonvarojen arvottamisesta, jotka ovat vapaasti käytettävissä, ja mahdollisesti alttiita kärsimään liiallisesta käytöstä. Yhä enemmässä määrin matkailuun liittyvissä kysymyksissä tarkastellaan sen kestävyyttä, ja kestävä kehityksen ja taloudellisen kasvun välistä suhdetta. (Sinclair & Stabler, 1997, s. 3.)

Matkailun luonteen taloudenalana tekee erikoiseksi hyödykkeen kuljetus ja kuljetuksesta aiheutuvat kustannukset. Erona perinteiseen tavarakauppaan, jossa hyödykkeet kuljetetaan kuluttajien luokse, matkailussa kuluttajat matkustavat itse kohteeseensa kuluttamaan haluamiansa hyödykkeitä. Tämän seurauksena hyödykkeet, jotka yleisesti soveltuvat huonosti vientihyödykkeiksi, kuten ravintolapalvelut, ovat tärkeässä roolissa matkailuhyödykkeinä. Toinen matkailun erityispiirre on matkailijoiden tapa kuluttaa hyödykkeitä ja palveluita niputettuina. Tehdessään matkapäätöksiään he tarkastelevat erityisesti matkan kokonaishintaa, sisältäen kaikki käytettävät hyödykkeet ja palvelut, yksittäisten hyödykkeiden tarkastelun sijaan. Niputettujen pakettien luonteen tekee erityisen vaikeasti tarkasteltavaksi myös niiden taipumus sisältää hinnoittele mattomia osia, kuten luontoa, ilmastoa ja maisemia. (Copeland, 1991.)

2.1 Matkailun taloudelliset vaikutukset

Matkailulla on yleisesti nähty olevan myönteisiä taloudellisia sekä kehityksellisiä vaikutuksia alueelliselle tasolle, luomalla uusia, ulkoisia tulolähteitä aluetalouteen. Yleisesti matkailun aluetaloudelliset vaikutukset koostuvat välittömistä-, välillisistä ja johdetuista vaikutuksista niin tuloihin, työllisyyteen, palkkoihin

kuin verotukseenkin. Matkailijat käyttävät rahaa palveluihin ja siten luovat suoraan tulovirtaa sekä työllisyysvaikutuksia. Tästä hyötyvät yritykset ostavat edelleen palveluita ja tuotteita muilta yrityksiltä, luoden välillisiä ja johdettuja vaikutuksia aluetalouden kehitykseen. (Saarinen, 2003.)

Matkailun suhteellinen ja absoluuttinen tärkeys kuluttajien menobudjetissa on kasvanut merkittävästi, jonka vaikutuksena ei ainoastaan matkailijoiden hyöty, vaan yhtä lailla paikallisten asukkaiden hyvinvointi on kasvanut. Matkailijoiden suurella määrällä ja heidän kulutuksensa laajuudella on merkittäviä vaikutuksia tuloihin, työllisyyteen, valtiollisiin tuloihin, maksutaseeseen, ympäristöön ja kohdealueiden kulttuuriin. Matkailun kysynnän lasku voi johtaa elintason laskuun ja työttömyyden kasvuun, kun taas lisääntynyt kysyntä voi johtaa korkeampaan työllisyyteen, tulotasoon ja kokonaistuotokseen – toisaalta taas inflaatioon ja mahdollisuuteen uhata ympäristön laatua ja kestävyyttä. Lisäksi matkailuyritykset joutuvat sopeutumaan muuttuviin tuloihin ja voittoihin, ja yhteiskunta vaihtuviin verotuloihin ja menoihin. Siten matkailun kysyntä vaikuttaa kaikkiin talouden sektoreihin – yksilöihin ja kotitalouksiin, yksityisiin yrityksiin ja julkiseen sektoriin. (Sinclair & Stabler, 1997, s. 15.)

Tarkasteltaessa matkailun kysyntää ja tarjontaa yhtäaikaaisesti voidaan selvittää matkailun taloudellisia vaikutuksia laajemmin. Vaikutusten analysoinnin mallit vaihtelevat matkailualan laajuuden mittaamisesta esimerkiksi panos-tuotos-malleilla, matkailun lisäkysynnän vaikutusten laskemiseen yleisen tasapainomallien avulla ja matkailun taloudellisen kehityksen tärkeyden määrittämiseen. Myös matkailun ympäristövaikutuksia on tutkittu monista näkökulmista; ympäristöön kohdistuvien ulkoisvaikutusten korjaamisesta, kestävän matkailun kehittämisen merkitykseen. Kaikki nämä näkökulmat toimivat poliittisten suositusten, matkailun verotuksen, sääntelyn ja valvonnan tukena. (Sinclair ym., 2003.)

Matkailun taloudellisten vaikutusten mittaaminen on pitkälti perustunut panos-tuotos mallien ja tulojen kerrannaisvaikutusten tarkasteluun. Panos-tuotos-malleja voidaan hyödyntää sekä kansallisella tasolla että tarkastellessa matkailun vaikutuksia paikallisessa mittakaavassa. Panos-tuotos mallit hyödyntävät aineistoa talouden teollisesta rakenteesta, ja panos-tuotos taulukoista havaittavista eri sektoreiden välisistä suhteista. Matkailualalla matkailijoiden hyödykkeisiin ja palveluihin kohdistuvan loppukysynnän selvittämiseksi oletetaan panos-tuotokset. Tällöin voidaan johtaa kullekin taloudensektorille saadun arvon- ja työllisyyden lisäyksen suuruus. Mallit perustuvat lisäksi oletukseen, jossa hinnat ja palkat ovat muuttumattomia ja siten tuotannontekijämarkkinoilla ei ole näihin vaikutusta. (Sinclair ym., 2003.) On kuitenkin selvää, että matkailutulojen kasvu johtaa hintojen ja palkkojen muutoksiin, ja työllisyysrajoitukset ovat tärkeitä ja että ulkoisen tasapainon rajoituksilla on merkittäviä vaikutuksia.

Minkä tahansa tarkasteltavan alueen matkailuala käsittää heterogeenisen ryhmän eri toimialojen yrityksiä, jotka tuottavat ja myyvät erilaisia hyödykkeitä ja

palveluita, joista osa on tarkoitettu ulkopuolisten matkailijoiden käyttöön. Matkailusta saatavat tulot voivat kasvattaa kohdemaan taloutta kolmella eri tavalla. Ensinnä matkailun kulutuksen lisäys tuottaa suoria tuloja monille yrityksille, kuten lentoyhtiöille, matkatoimistoille, hotelleille, kaupoille, ravintoloille ja muille matkailupalveluille. Näitä tuloja nimitetään suoriksi tuloiksi. Toiseksi suorien tulojen saajat tuottavat lisätuloja toisille yrityksille, jotka toimittavat heille hyödykkeiden tai palveluiden tuottamiseen vaadittavia panoksia. Esimerkiksi ravintolat panostavat uusiin kalusteisiin ja ostavat ruoan valmistukseen vaadittavia raaka-aineita. Edelleen nämä panosten tuottajat hankkivat lisää varastotilaa. Tätä rahan kiertokulkua kutsutaan tulojen epäsuoriksi vaikutuksiksi. Kiertokulku päättyy, kun tuotantoprosessi ei vaadi enää lisäpanoksia, tai panokset tuodaan kokonaisuudessaan tarkasteltavan talouden ulkopuolelta. Lopuksi suorien ja epäsuorien tulojen saajat käyttävät lisääntyneet tulonsa kulutushyödykkeisiin tai investoivat niitä. Tämä tuottaa peräkkäistä rahan kiertokulkua ja saa edelleen aikaiseksi lisääntyneitä kulutusta. (Khan ym., 1990.) Julkisen sektorin kannalta erityisen tärkeää on huomata miten investointien ja panosten lisäyksien vaikutukset ovat yhteydessä matkailusta kertyneiden tulojen kasvuun ja millaista kehitystä matkailu tuottaa alueelle. (Saarinen, 2003).

Tutkittaessa matkailun ja vapaa-ajan toiminnan taloudellisia hyötyjä kerrannaisvaikutusten mittaaminen on noussut yhä kiistanalaisemmaksi, osittain tutkimuksissa käytettyjen mallien antamien harhaisten, ja liian suurien tulosten takia. Tästä huolimatta julkisen- ja yksityisen sektorin taloudellisia vaikutuksia koskevien tutkimusten tuloksiin kiinnitetään merkittävää huomiota matkailun kehittämisen onnistumisen mittarina, tai keinona arvioida matkailun kehittämisen mahdollisia vaikutuksia suunniteltujen toimenpiteiden tueksi. Matkailun tuottamien kerrannaisvaikutusten suuruutta pidetään merkittävänä mittarina tarkastelualueen ulkopuolelta tulevien matkailijoiden kulutuksen tuottamasta taloudellisesta hyödystä, koska se heijastaa matkailijan käyttämän rahan kiertoa koko talouden läpi. Yleensä mitä suurempi tämä kerrannaisvaikutuksen kerroin on, sitä suurempi on kyseisen talouden omavaraisuus matkailupalveluiden tarjonnassa. Siten kerroin on yleisesti suurempi kansallisella tasolla kuin alueellisella tasolla mitatessa. Alueellisella tasolla tapahtuu enemmän rahavirtojen vuotoja ulos, esimerkiksi valtiolle tilittävien verojen ja tavaroiden sekä palveluiden tuonnin muodoissa. Vastaavasti paikallistasolla kertoimet heijastavat pienien yksiköiden korkeaa tuontitasoa ja veromaksuja alueelliselle ja kansalliselle tasolle. (Hall & Page, 2006.) Murphyn (1985) mukaan käytännön syistä on tärkeää ymmärtää, että paikallisen tason tutkimuksista saadut kerrannaisvaikutuksen kertoimet ovat vain tapauskohtaisia kuvauksia alueellisesti saaduista hyödyistä, eikä ne anna riittävää kuvaa matkailun todellisista kustannuksista ja hyödyistä paikalliselle tai alueelliselle tasolle.

2.2 Aluetaloudellinen ilmiö

Matkailun aluetaloudellisilla vaikutuksilla tarkoitetaan yleisesti kohdealueen ulkopuolelta tulevien rahavirtojen vaikutuksia alueen talouteen ja työllisyyteen. Matkailijoiden kohdealueen tuotteisiin ja palveluihin kohdistuva kysyntä näkyy alueen yritysten kasvaneena liikevaihtona ja parantuneena työllisyytenä. Matkailijoiden kulutus alueella saa aikaan välittömiä ja kerrannaisvaikutuksia. Kohdealueelle kohdistunut matkailijoiden kulutus ei kuitenkaan kokonaisuudessaan jää alueelle, vaan osa siitä vuotaa muille alueille. Vuodon suuruus riippuu vahvasti alueen elinkeinorakenteen monipuolisuudesta, ja siten myös tarkasteluun otetun alueen laajuudesta. (Huhtala, 2006.) Matkailun aluetaloudellisten vaikutusten mittaaminen ei kuitenkaan ole yksiselitteistä, ja aiheen tutkimuksia kohdetaan on, käytetystä menetelmästä riippumatta, osoitettavissa kritiikkiä.

2.3 Käsitteistö

Toimialana matkailun määrittely voi olla ongelmallista, sillä se ei ole yksi yhtenäinen toimiala, vaan siihen kuuluvat kaikki ne yritykset, jotka tuottavat, markkinoivat ja välittävät tuotteita ja palveluita matkailijoille. Määritelmällisesti matkailu rajataan toimialana aina tapauskohtaisesti. Matkailututkimuksissa, julkisissa organisaatioissa ja yksityisissä matkailuyrityksissä kaikissa voidaan määrittellä matkailu eri tavoin, omiin tarpeisiinsa ja tarkoituksiperiinsä sopeuttaen. (Smith, 1988.)

Matkailu on tilastollisessa mielessä haasteellinen sen erityisluonteensa takia. Monet matkailualan mittarit ovat perinteisesti olleet fyysisiä (ei-rahallisia) ja ovat keskittyneet kuvailemaan ja mittaamaan matkailijavirtoja. Yhtenä ohjenuorana matkailua toimialana määrittäessä voidaan pitää Maailman kauppajärjestön WTO:n määritelmiä. Matkailu määritellään WTO:n mukaisesti toimintana, jossa ihmiset matkustavat ja oleskelevat tavanomaisen elinympäristönsä ulkopuolella alle vuoden ajan vapaa-ajanviettoon, liikematkalle tai jonkin muun tarkoituksen vuoksi. Matkailija ei määritelmällisesti voi myöskään harjoittaa sellaista toimintaa, josta hänelle maksetaan korvausta matkakohhteessa. Tavanomaiseksi elinympäristöksi määritellään henkilön koti-, työ- ja opiskelupaikkakunta tai muuten säännöllisesti tai usein vierailtu paikka. Lyhyen ajanjakson tarkoituksena on sulkea pois pitkäaikainen muuttoliike ja vierailun syynä olevan maksetun toiminnan harjoittamisella väliaikaisesta työstä johtuvat matkat. Matkailu alana viittaa siten matkailijoiden aktiivisuuteen kohteessa. (UNWTO, 2010.) (Hall & Page, 2006, s. 67).

Tämän tutkimuksen osana tuotetaan matkailun kysynnän ennusteet Etelä-Karjalan maakuntaan. Tutkimuksen aineistona käytetään tilastokeskuksen keräämiä tietoja kaikissa maakunnan majoitusliikkeissä rekisteröityjen yöpymisten

määristä. Tilastokeskus määrittelee matkailun toimintana, ”-- jossa ihmiset matkustavat tavanomaisen elinpiirinsä ulkopuolella olevaan paikkaan ja oleskelevat siellä yhtäjaksoisesti korkeintaan yhden vuoden ajan vapaa-ajanvieton, liikematkan tai muussa tarkoituksessa. Matkailuun kuuluvat tavarat ja palvelut, jotka matkailija itse maksaa tai joku muu maksaa hänen puolestaan, tai jotka hän saa vastikkeetta omaan käyttöönsä. Mukaan lasketaan menot, jotka on maksettu ennen matkaa tai sen jälkeen.” (Tilastokeskus, 2021.)

Matkailijalla tarkoitetaan yöpyvää matkailijaa, joka viettää vähintään yhden yön matkan kohteessa joko maksullisessa tai maksuttomassa majoituksessa. Matkailija, joka ei yövy yhtään kertaan matkansa aikana on päivämatkailija. Majoitusliikkeet ovat majoitustoimintaa harjoittavia liikkeitä, jotka tarjoavat lyhytaikaista majoitusta matkailijoille. Tämän tutkimuksen aineisto käsittää kaikki majoitusliikkeet, johon Tilastokeskuksen majoitustilastoissa kuuluvat hotellien lisäksi matkustajakodit, retkeilymajat, lomakylät ja leirintäalueet. Matkailijoiden yöpymisillä mitataan matkailijoiden oleskelun kestoa kohteessa. Majoitusliikkeiden yöpymisten synonyyminä voidaan käyttää termiä yöpymisvuorokausi. Matkailutilastoissa saapumisilla mitataan yhtä lailla matkailijavirtojen volyymia. Majoitustilastoissa saapumisella tarkoitetaan majoitusliikkeeseen saapunutta vierasta, joka kirjoittautuu majoitusliikkeeseen yöpyäkseen siellä yhden tai useamman yön. (Tilastokeskus, 2021.)

3 MATKAILUN KYSYNTÄ

Matkailun kysyntää voidaan pitää moniulotteisena terminä, jolle voidaan antaa useampia erilaisia määritelmiä. Perinteinen määritelmä on uusklassisen taloustieteen mukainen: kysyntä muodostuu tavaroiden ja palveluiden määristä, joita kulutetaan eri hinnoin. Siten alhainen hintataso johtaa usein korkeampaan kulutukseen, ja toisin päin. Tässä mielessä kysyntä voidaan kuvata graafisesti laskevalla käyrällä, joka heijastaa hinnan ja kulutuksen välistä käänteistä suhdetta. Kysynnällä voidaan viitata myös suoraan todelliseen kulutukseen, joka ilmenee yksittäisenä pisteenä laskevassa kulutuskäyrässä. Tätä voidaan pitää yleisimpänä kulutuksen määritelmänä, mutta sen käyttö on rajoittunutta, koska tämä määritelmä on staattinen, eikä kerro mitään kysynnän trendeistä. Siten kyseistä määritelmää voidaan pitää merkityksettömänä ennusteiden tekemiseen. Kolmantena määritelmänä kysyntää voidaan kuvata piilevän kysynnän kautta. Piilevä kysyntä tarkastelee kysynnän potentiaalisen ja havaitun tason välistä eroa. Ero voi johtua vajavaisesta tarjonnasta, liian korkeasta hintatasosta tai muista esteistä. Piilevä kysyntää voidaan pitää erityisesti matkailualalla kiinnostavana määritelmänä, koska siitä käy ilmi markkinoiden laajentumismahdollisuudet. Kysynnän potentiaalista tasoa on kuitenkin haastava mitata luotettavasti, ellei hinnan ja määrän välistä suhdetta määritellä, jolloin palataan uusklassiseen määritelmään. Kysynnällä voidaan viitata myös suoraan kulutustason ennusteeseen. Tämä kysynnän määritelmä on sidoksissa uusklassiseen määritelmään, mutta sisältää tärkeitä eroavaisuuksia. Kysyntä tulevaisuuden ennusteena muodostetaan useiden muuttujien, ei pelkästään hinnan, funktiona. Kysyntä tulevana kulutuksena on samanaikaisesti laajempi ja kapeampi kuin uusklassinen määritelmä. Se sisältää enemmän muuttujia, mutta siinä keskitytään yhden arvon arviointiin. (Smith, 1995, ss. 119–120.)

Matkailun taloustiede käsittää niukkojen resurssien allokaatiota kuluttajien matkailun kysynnän tyydyttämiseksi ja matkailun vaikutuksia mikro- ja makrotasolla. Matkailun tarjonta itsessään on yhdistelmä erilaisia hyödykkeitä ja palveluita, käsittäen majoitus-, liikenne-, ravintolapalveluita ja matkamuuistoja. Taloustieteellisessä tutkimuksessa on keskitytty ennen kaikkea matkailun kysynnän analysointiin. Sen sijaan matkailun tarjonnan tutkimus on keskittynyt tietyille sektoreille, lähinnä majoituspalveluihin, lentomatkestamiseen sekä matkapalveluiden tarjoajiin, johtuen osaltaan matkailutarjonnan sirpaleisesta luonteesta. (Sinclair ym., 2003.)

Matkailuala eroaa muista taloudenaloista myös siten, että sitä ei voida tutkia ennen ostamista, sitä ei voi varastoida ja se vaatii matkustamista. Siksi matkailualaa ei ole tarkoituksen mukaista pitää sinänsä teollisuudenalana, vaan yhdistelmänä toisiinsa kytköksissä olevia toimialoja ja markkinoita. Nämä teollisuudenalat myyvät tuotteitaan niin matkailijoille kuin myös muille asiakkaille, kuten paikallisille kuluttajille, yrityksille ja yhteisöille. Matkailun tarjontaa koskevissa

tutkimuksissa on siten tutkittu jokaisen matkailuun liittyvän osan tarjontaa. (Sinclair ym., 2003.)

3.1 Matkailun kysynnän teoria

Matkailun kysyntä toimii suurimmilta osin perustana kaikille matkailuun liittyville yrityspäätöksille. Vahvasti matkailun kysyntään sidotut yritykset, kuten lentoyhtiöt, hotellit, matkanjärjestäjät ja monet virkistysmahdollisuuksien tarjoajat, perustavat liiketoimintapäätöksiään matkailijoiden kysyntään perustuen. Monien näiden yritysten menestys riippuu suurilta osin, tai jopa kokonaan, matkailun kysynnän tasosta, ja usein yrityksen heikko menestys johtuu markkinoiden kysynnän tyytymättömyydestä. Koska kysynnällä on väistämättä merkittävä rooli liiketoiminnan kannattavuudelle, arviot tulevaisuuden kysynnän tilasta muodostaa tärkeän osan yrityksen strategisesta suunnittelusta. Matkailun kysynnän ennustettavuus on välttämätöntä matkailualan yritysten tulevaisuuden suunnittelussa, varsinkin huomioon ottaen matkailutuotteiden ”pilaantuvuus”. Esimerkiksi lentoyhtiön on mahdotonta saada takaisin potentiaalisia tulojaan, jotka se on menettänyt tyhjiin matkustajapaikkojen muodossa. Verratuna perinteisiin markkinoihin, joissa tuote voidaan yleensä myydä myöhemmin, vaikka kysyntää ei juuri kyseisellä hetkellä olisikaan. (Song & Witt, 2000, s. 1.)

Vastatakseen matkailijoiden kysyntään, varsinkin nykyajan globaalisti kilpailuilla markkinoilla, on matkailuyritysten tärkeää ymmärtää matkailijoiden kulkukäyttäytymistä. Tuotteiden ja palveluiden tarjonnan kohdistaminen oikein on haastavaa, mikäli tarjonta ei vastaa matkailukuluttajien odotuksia. Vastaavasti matkailijoiden käyttäytymisen ymmärtäminen on tärkeää myös julkisille toimijoille, jotta he voivat tehokkaasti vastata kuluttajien toiveisiin ja kehittää asianmukaisia lakeja ja käytäntöjä matkailijoiden tiedottamiseksi ja suojelemiseksi. Matkailijoiden käyttäytyminen voidaan kuvata ihmisten matkapalveluiden hankkimisena, kuluttamisena ja arvioimisena. Taloustieteessä matkailijoita käsitellään usein mikrotaloustieteelliseen teoriaan perustuen rationaalisina kuluttajina, jotka allokoivat käytettävissä olevia tulojaan eri hyödykkeiden kulutukseen maksimoiden omaa hyötyään. Mikrotaloudellinen lähestymistapa tarjoaa normatiivisen kuvan rationaalisesta kuluttajasta, joka tekee päätöksensä maksimoidakseen omaa hyötyään omien budjettirajoitteiden rajoissa. Lähestymistavan tarkoituksena on ennustaa ja selittää, miten kuluttajan tulisi käyttäytyä, eikä niinkään miten hän todellisuudessa käyttäytyy. Malli on staattinen, jossa tuotteet ovat globaaleja kokonaisuuksia ja kuluttajapäätökset ajasta ja ulkopuolisista vaikutuksista riippumattomia. Merkittävimpänä selittävänä tekijänä usein on hinta; mitä alhaisempi hinta, sitä suurempi on kysynnän määrä. Lisäksi kaikilla matkailutuotteilla on objektiivisesti havaittavia ominaisuuksia, joita kuluttajat arvioivat hyötynsä maksimoimiseen. (Decrop, 2014.)

Kuluttajien matkailun kysyntä voidaan siten kuvata perinteiseen kysyntäteoriaan pohjautuvana. Yksinkertaistettuna matkailun kysyntä voidaan määritellä matkailijoiden kuluttamien matkailutuotteiden, siis hyödykkeiden ja palveluiden, määrällä matkakohteessaan tarkasteltavan ajanjakson aikana. Lähtöpaikan j matkailijoiden kysynnän Q määrä matkailutuoteelle kohdemaassa i voidaan esittää funktiona:

$$Q_{ij} = f(P_i, P_s, Y_j, T_j, A_{ij}\varepsilon_{ij}), \quad (1)$$

missä:

Q_{ij} on lähtömaan j matkailijoiden kysyntä kohteessa i ,

P_i on kohdemaan i matkailun kustannukset,

P_s on matkailun kustannukset vaihtoehtoisin kohteisiin s

Y_j on lähtömaan j tulotaso

T_j on lähtöalueen j matkailijoiden preferenssit ja mielymykset

A_{ij} on kohdemaan i matkailuun kohdistetut mainontakulut lähtömaassa j ja

ε_{ij} on jäännöstermi, joka sisältää muut matkailun kysyntään vaikuttavat tekijät (Song & Witt, 2000, s. 2.)

Matkailun kysyntää mitataan tyypillisimmin matkailijoiden lukumäärällä ja matkailukulutuksen suuruudella, sekä näiden suhteena asukasta kohden. Vaihtoehtoinen mittari on matkailuyöpymisten määrä, jota on enemmissä määrin hyödynnetty viimeaikaisissa tutkimuksissa. Matkailun kysynnän voidaan nähdä perustuvan klassiseen taloustieteelliseen kysynnän määritelmään, yksinkertaistettuna yksilöiden haluun kuluttaa hyödykkeitä ja palveluita yhdistettynä maksukykyyn. Matkailun kysyntä on erityisluonteista, sillä matkailuhyödykkeet ovat yleisimmin yhdistelmä useita eri hyödykkeitä ja palveluita. Sen sijaan että hyödykkeet kuljetettaisiin sinne missä kulutus on, matkailun kohdalla kysyntä liikkuu tarjonnan perässä. (Copeland, 1991.)

Matkailun kysynnän mittaamiseen käytettävät mittarit voidaan karkeasti rajata neljään kategoriaan:

1. "tekijäkattegoria" esim. matkailijoiden määrä, vierailujen määrä;
2. "rahallinen kattegoria" esim. matkailijoiden kulutuksen määrä;
3. "ajallinen kattegoria" esim. matkan kesto, yöpymisten määrä;
4. "matkallinen kattegoria" esim. matkan pituus kilometreissä.

Yleisimmin kaksi ensimmäistä kategoriaa korostuvat matkailun taloustieteellisissä tutkimuksissa, osittain niiden tilastoinnin helppoudesta ja järjestelmällisyydestä johtuen. Vaikka molemmat matkailijoiden saapumiset ja matkailijoiden kulutus ovat yleisesti käytettyjä mittareita matkailun kysyntää tutkittaessa ja ennustaessa, on tärkeää ymmärtää näiden mittareiden eroavaisuudet. Ensinnä merkittävin eroavaisuus on jo näiden tilastoaineiston keräämisessä. (Song ym., 2010.)

Matkailijoiden saapuminen kohdemaahan rekisteröityy käytännössä aina rajatarkastuksien yhteydessä, lisäksi saapumistietoja kerätään majoitusliikkeisiin kirjautuessa sekä erilaisin otantatutkimuksin. Kaikkiin näihin liittyy myös rajoitteita. Rajatarkastuksien yhteydessä on syytä huomata, että osa saapuneista matkailijoista voi olla ainoastaan läpikulkumatalla. Majoitustilastoihin ei kirjaudu päivämatkailijat, eikä ystäviensä tai sukulaisten luona majoittuvat matkailijat. Otantatutkimukset voidaan suorittaa saapumisen tai lähtemisen yhteydessä, mutta otanta on usein pieni, ja sen vastausprosentti usein rajallinen. (Song & Turner, 2006.)

Matkailijoiden kulutuksen määrää voidaan mitata joko tarkastelemalla matkailijoiden kuluttamien hyödykkeiden kokonaismääriä tai kulutuksen kokonaisarvoa. Usein tarkkoja tietoja matkailijoiden tietyssä matkakohteessa kuluttamien matkailuhyödykkeiden määrästä ei ole tarjolla. Tästä syystä usein kysynnän mittariksi valitaankin välillisenä mittarina joko saapuneiden matkailijoiden tai yöpymisten määrä. Saapuneiden matkailijoiden lukumäärä on hyödyllinen mittari ennustettaessa tulevia kävijämääriä, ja tarjoaa siten hyödyllistä tietoa esimerkiksi hotelleille ja lentoyhtiöille kapasiteettinsa määrittämiseen vastaamaan matkailun kysyntää. Tästä huolimatta sen merkitys matkailun kysynnän mittarina on kuitenkin rajallinen, sillä kävijämäärät eivät välttämättä heijasta matkailun kysynnän tasoa. Esimerkiksi kävijämäärän noustessa voi samanaikaisesti matkailutuotteiden ja -palveluiden kysyntä laskea, johtuen esimerkiksi aiempaa lyhyemmistä oleskeluajoista kohteessa tai matalamman kulutusaltiuden omaavien matkailijoiden lisääntyneestä määrästä. (Tisdell, 2013, s. 40.)

Kolmanteen kategoriaan kuuluvaa yöpymisten määrää voidaankin tietyissä tapauksissa pitää saapuneiden määrää parempana mittarina matkailun kysynnälle, koska tietyssä matkakohteessa kuluttajien matkailuhyödykkeiden määrä riippuu muun muassa kuluttajien matkan kestosta, siten yöpymisten kokonaismäärästä. Tähänkin liittyy kuitenkin mittarina omat rajoituksensa. Osa matkailijoista voi esimerkiksi yöpyä sukulaistensa tai ystäviensä luona, ja siten pelkästään rekisteröidyt yöpymiset eivät ilmennä tarkasti matkailijoiden kysyntää alueen matkailupalveluille. (Tisdell, 2013, s. 41.)

(Song ym., 2010) tutkimuksessa vertailtiin eri kysynnän mittareiden luotettavuutta tutkimalla Hong Kongiin kohdistuvaa matkailukysyntää kolmelta päämarkkina-alueelta. Heidän tapauskohtaisessa tutkimuksessaan matkailijoiden kokonaiskulutus antoi mittarina luotettavimmat tulokset. Seuraavaksi parhaimpina mittareina toimivat kokonaisvierailujen määrä ja vierailujen määrä suhteessa asukaslukuun. Sen sijaan heikoimmat ennusteet saatiin matkailun kuluksella suhteessa asukaslukuun.

Sopivan mittarin valitseminen matkailun kysyntää kuvaamaan on tärkeässä roolissa. Yleisimmin matkailun kysyntää mallintavissa tutkimuksissa on mittarina käytetty saapuneiden matkailijoiden määrää. Myös matkailijoiden kulutusta (Li,

Song, ym., 2006), matkailun tuloja (Akal, 2004) ja matkailun työllistävyyttä (Witt ym., 2004) on käytetty kuvaamaan matkailun kysyntää. Sen sijaan yöpymisten määrä on ollut hyvin harvoin käytetty mittari matkailun kysynnän kuvaamiseen. (Claveria & Torra, 2013.)

4 KYSYNNÄN MALLINTAMINEN JA ENNUSTAMINEN

Matkailun kysynnän ennustaminen on monista syistä tutkimuksien mielenkiinnon kohteena. Kysyntä on perusta kaikelle matkailuun liittyvälle liiketoiminnalle ja niihin liittyville päätöksille. Vahvasti matkailuun sidoksissa olevien toimialojen, kuten lentoliikenteen ja majoituspalveluiden koko liiketoimintamalli pohjautuu matkailijavirtojen ennustamiseen ja kysynnän optimaaliseen vastaamiseen. Lisäksi suuret investointihankkeet ovat sidoksissa matkailijavirtojen odotuksiin. Erityisesti matkailumaan infrastruktuuriin kohdistetut hankkeet, kuten lentokenttä-, maantie- ja raidehankkeet vaativat merkittävää rahallista sitoutumista pitkälle aikavälille, ja on tärkeää, että näiden osalta käyttökapasiteettiin liittyvät odottamat ovat oikeasuuntaisia. (Song & Turner, 2006.)

Matkailun kysynnän ennustaminen on tärkeä työkalu matkailun suunnitteluun ja päätösten tekoon sekä kansallisella- että yritystasolla. Syntyneen tarpeen seurauksena matkailun kysyntää ennustavat tutkimukset ovat lisääntyneet viimeisten vuosikymmenten aikana. Ennusteisiin käytettävien tutkimustekniikoiden kehittyessä, on yhä enemmissä määrin hyödynnetty kvantitatiivisia menetelmiä matkailun kysynnän ennustamiseen. 1990-luvulle asti ennusteissa yleisimmin käytössä oli erilaiset regressiomallit. Vuosituhannen vaihdetta ennen, modernit ekonometriset tekniikat, kuten yhteisintegraatio- ja virhekorjausmallit alkoivat yleistyä myös matkailun kysyntätutkimuksissa. (Wong ym., 2007.)

Tässä luvussa esitellään matkailun kysynnän mallintamiseen ja ennustamiseen tutkimuksissa käytettyjä kvantitatiivisia menetelmiä. Tässä tutkimuksessa käytettävää autoregressiivinen integroitua liukuvan keskiarvon mallia, eli ARIMA-mallia tarkastellaan tarkemmin luvussa 6.

4.1 Kysynnän mallintamisen menetelmät

Matkailun kysynnän mallintamisen ja ennustamisen menetelmät voidaan yleisesti ottaen jakaa kvantitatiivisiin ja kvalitatiivisiin menetelmiin. Kvantitatiivisiin menetelmiin sisältyvät menetelmät, joiden ennusteet nojaavat matkailun kysyntäsarjojen aikaisempien arvoihin ennusteissaan (regressioanalyysit ja rakenne-mallit) sekä menetelmät, jotka simuloivat syy-seuraussuhteita (simulaatiomallit)(Song & Witt, 2000.)

2000-luvulla matkailun kysynnän ennusteita toteuttaneissa tutkimuksissa yleisimpinä malleina on käytetty kvantitatiivisia lähestymistapoja, jotka voidaan jakaa karkeasti kausaalisuhteita tarkasteleviin ekonometrisiin malleihin, ja aikasarja-malleihin. Ekonometriset mallit pyrkivät löytämään muuttujien välisiä

yhteyksiä, kuten matkailun kysynnän, tai matkailun kulutuksen ja erilaisten ulkoisten vaikutusten väliltä. Ei-kausaalisten aikasarjamallien kohdalla yleisimmin käytetty metodi on ollut ARIMA-malli, joita on käytetty matkailun kysynnän ennustamiseen jo useiden vuosikymmenten ajan. Viimeisten vuosikymmenten aikana matkailun kausiluonteisuus on otettu myös ARIMA-mallien tutkimuksissa paremmin huomioon. (Coshall & Charlesworth, 2011.)

Uusimpina ennustemalleina matkailun kysynnän ennustamiseen on tutkimuksissa käytetty tekoälyn käyttöön pohjautuvia malleja. Tekoälyä soveltaviin malleihin kuuluvat keinotekoiset hermoverkkomallit, sumeat aikasarjamallit, karkeat joukkomenetelmät ja geneettiset algoritmit. Vaikka tekoälyn käyttäminen matkailun kysynnän mallintamisessa on antanut hyvän ennustetarkkuuden tuloksia, on niiden käyttäminen edelleen harvinaista verrattuna perinteisiin ekonometrisiin ja aikasarjamalleihin. (Coshall & Charlesworth, 2011.)

Song ja Turner kokosivat julkaisussaan (2006) viimeisimpien vuosikymmenten aikana tehtyjä matkailun kysynnän tutkimuksia, jossa kävi ilmi kvantitatiivisilla menetelmillä tehtyjen tutkimusten selkeä enemmistö. Kysynnän ennustamiseen käytetyissä kvantitatiivisissa menetelmissä vahvimmin edustettuina ovat erilaiset aikasarja-analyysit sekä ekonometriset mallinnukset. Näiden eroavaisuudet ovat ennustemallin kyvyssä tunnistaa kausaaliyhteyksiä matkailun kysyntämuuttujan ja siihen vaikuttavien tekijöiden välillä.

Song ja Li kävivät julkaisussaan (2008) tarkemmin läpi vuosituhannen vaihteen jälkeisiä matkailun kysyntää käsitteleviä tutkimuksia. Heidän otannassaan vertailtiin yhteensä 121 tutkimusta, joista kaikki kahta lukuun ottamatta olivat kvantitatiivisin menetelmin tehtyjä; näistä 72:ssa käytettiin aikasarja-analyyseja, joista edelleen 68:ssa tuotettiin lisäksi aikasarjaan pohjautuva ennuste matkailun kysynnän kehittymisestä tulevaisuudessa. Noin puolessa näistä tutkimuksista käytettiin rinnakkain myös ekonometrisia malleja. Aikasarjamallit selittävät valittua muuttujaa sen aikaisempaan tilastohistoriaan ja satunnaiseen häiriötermiin suhteutettuna. Aikasarjamallien etuna voidaan pitää helppoa aineiston keruuta, koska niiden käyttäminen vaatii ainoastaan valitun muuttujan historiallisia havaintoja. Aikasarjamalleja on käytetty viimeisten vuosikymmenten aikana matkailun kysynnän ennustamiseen erityisesti pohjautuen Boxin ja Jenkinsin vuonna 1970 esittelemään integroitujen autoregressiivisten liukuvan keskiarvon malliin (ARIMA). Songin ja Lin julkaisun mukaan ARIMA-mallien eri versioita on käytetty yli kahdessa kolmasosassa vuoden 2000 jälkeen julkaistuista tutkimuksista, joissa on hyödynnetty aikasarjojen ennustusmenetelmiä. (Song & Li, 2008.)

Song ym. julkaisivat 2019 koonnin matkailun kysyntää ennustavista tutkimuksista viimeisen puolen vuosisadan ajalta. Julkaisussa käytiin läpi vuosien 1968 ja 2018 välisenä aikana julkaistut merkittävimmät tutkimukset matkailun kysynnän ennustamiseen ja tarkasteltiin käytettyjen menetelmien kehitystä kyseisen ajanjakson aikana. Julkaisu kattaa laajan kirjon erilaisia ennustemenetelmiä

aikasarjamenetelmistä ekonometrisiin- ja keinoälymalleihin, joita kaikkia on käytetty ennustamisessa 1960-luvulta lähtien. Song ym. koonnissa käydään läpi yhteensä 679 julkaistua matkailun kysynnän tutkimusta. Tutkimuksista karsittiin ensimmäisenä pois kokoelmajulkaisut, matkailuun liittymättömät tutkimukset sekä tutkimukset, joiden osana ei tehty ennustetta kysynnälle. Toisessa vaiheessa jäljelle jääneiden tutkimusten merkittävyyttä mitattiin sitaattien määrällä, jolloin pois karsittiin ne tutkimukset, joiden sitaattien määrä jäi julkaisuviikokymmenen keskiarvositaattien alapuolelle. Täten Song ym. karsivat jäljelle jääneet yhteensä 191 merkittävintä matkailun kysynnän tutkimusta. Lisäksi he valitsivat tarkasteluun 11 tutkimusta, jotka ovat olleet käytetyn menetelmänsä tai muiden seikkojen perusteella merkittävässä edelläkävijä asemassa matkailun kysynnän ennustamisen tutkimisessa. Viimeiseksi tarkasteltavien tutkimusten joukkoon valittiin yhdeksän tutkimusta asiantuntijaperustaisesti, jolloin julkaisuun kerättyjen merkittävimpien matkailun kysynnän ennustamisen tutkimuksiksi valikoitui yhteensä 211 tutkimusta (Song ym., 2019.)

Songin ym. koostamasta merkittävimpien matkailun kysynnän tutkimusten koonnista käy ilmi, että aikasarjamalleja on käytetty matkailun kysynnän ennustamistutkimuksissa verrattain paljon viimeisen puolen vuosisadan aikana. Erittäin erilaisia ARIMA- malleja on käytetty laajasti matkailun kysynnän aikasarja-analyysissä. Valittujen tutkimusten joukossa jonkinlaista ARIMA-mallia käytettiin 103 kertaa, yhteensä 74:ssä eri tutkimuksessa valikoiduista 211 tutkimuksesta. Erilaisia aikasarjamenetelmiä käyttäneistä tutkimuksista (118 tutkimusta) ARIMA-malli oli selkeästi suosituin tutkimusmenetelmä. 74:n ARIMA-mallin tutkimuksen joukossa 56:n tutkimuksen johtopäätöksenä oli, että ARIMA on antanut muita tarkastelussa olleita menetelmiä paremmat tulokset. Kausittainen ARIMA (SARIMA) on myös ollut merkittävästi käytössä oleva menetelmä. SARIMA-mallia käytettiin 33 tutkimuksessa, joista 12:ta menetelmä on antanut erinomaisia ennusteita. SARIMA-ennusteiden käyttäminen matkailun kysynnän tutkimuksissa on myös kasvattanut suosiotaan viimeisten vuosikymmenten aikana. Song. ym. valikoimien tutkimusten joukossa SARIMA-tutkimuksia on tehty 90-luvulla kolme, 2000-luvulla 13 ja 2010-luvulla 18. (Song ym., 2019.)

On tärkeää huomata, että vaikka yksittäiset mallit ovatkin olleet verrattain yleisesti käytössä mallinnuksia tehdessä, sisältää jokainen käytettävä metodi omia hyötyjään ja rajoitteitaan. Empiiriset havainnot osoittavat, ettei mikään yksittäinen ennustemalli anna järjestelmällisesti oikeansuuntaisia tuloksia kaikissa tilanteissa ja mallien suhteellinen tarkkuus vaihtelee tutkittavan alueen ja aikavälin mukaisesti. (Wong ym., 2007.)

4.2 Naiivit ennustemallit

Osa ennustemalleista on luonteeltaan hyvin yksinkertaisia, mutta siitä huolimatta tehokkaita. Naiiveja ennustemalleja on käytetty matkailun kysynnän

ennustamiseen paljon, ennen tarkempien ennustemallien vakiintumista. Vielä viimeaikaisissa tutkimuksissa naiiveja metodeja on käytetty verrokkina monimutkaisemmilla malleilla saaduille tuloksille. Yksinkertainen naiivi ennustemalli antaa tulevan ennusteen perustuen aikasarjan edeltävään arvoon:

$$\hat{y}_{T+h|T} = y_T \quad (2)$$

Kausittaiseen aineistoon on käytetty naiivia kausimallia, joka antaa ennusteen edeltävän kauden vastaavaan arvoon perustuen. Esimerkiksi vuosisyklillä toistuvassa aineistossa ennustearvo vastaa edeltävän vuoden vastaavan kuukauden arvoa.

$$\hat{y}_{T+h|T} = y_{T+h-m(k+1)} \quad (3)$$

Kaavassa m on kausiperiodi ja k on pienin kokonaisluku, joka on suurempi kuin $(h-1)/m$. Esimerkiksi kuukausittaisella aineistolla, ennuste kaikille tuleville helmikuun arvoille olisi sama kuin viimeisen tarkasteltavan helmikuun arvo. (Hyndman & Athanasopoulos, 2018.)

Hu et.al. (2008) selvittivät lyhytaikaisia ennustemalleja Las Vegasilaisen kasinoravintolan kysynnälle. Yksinkertaista naiivimallia sekä viikoittaista naiivimallia käytettiin vertailukohtana monimutkaisemmille Holt-Wintersin mallille ja moniregressiomalleille. MAPE-mittarilla mitattuna molemmat naiivit mallit antoivat paremman ennusteen kuin moniregressiomalli. RMSPE-mittarilla mitattuna, naiivit mallit antoivat parempia tuloksia kuin moniregressiomalli sekä Holt-Wintersin malli. Parhaimmat tulokset vertailussa antoi kahden liukuvan keskiarvon menetelmä. Hu et. al. tutkimus osoitti, että yksinkertaisetkin matemaattiset ennustemallit voivat antaa hyviä ennustustuloksia, ja niiden käyttäminen vertailukohtana monimutkaisemmalle mallille voi olla tarpeenmukaista. (Hu ym., 2008.)

4.3 Tasoitus- ja hajontamallit

Erilaiset tasoitus- ja hajontamallit ovat menetelmiä aikasarjojen analysointiin ja yksinkertaisten ennusteiden tekemiseen. Molempien menetelmien kohdalla kirjo on laaja, ja niitä käytetään edelleen vertailukohtana moderneille, monimutkaisemmille ja tarkemmille menetelmille.

4.3.1 Eksponentiaalinen tasoitus

Eksponentiaalisen tasoituksen menetelmät pohjautuvat Brownin ja Holtin julkaisemiin 1950-luvulla julkaisemiin malleihin. Erilaiset tasoitusmallit ovat jo yli puolen vuosisadan ajan olleet merkittävässä roolissa lyhytaikaisten ennusteiden tekemisessä. Niiden suosio perustuu pitkälti helppokäyttöiseen mallinnukseen, joka siitä huolimatta antaa verrattain tarkkoja tuloksia.

Eksponentiaalisen tasoituksen menetelmien ennusteissa aikasarjan havaintoja painotetaan niiden järjestyksen mukaisesti niin, että tuoreimmat havainnot saavat aina suuremman painotuksen kuin varhaisemmat havainnot. Yleisesti ottaen eksponentiaalisten tasoitusmenetelmien kohdalla on käytettävissä kolme päävaihtoehtoa: yksinkertainen eksponentiaalinen tasoitus, kaksinkertainen eksponentiaalinen tasoitus eli Holtin menetelmä ja kolminkertainen eksponentiaalinen tasoitus eli Holt-Wintersin menetelmä.

Yksinkertainen eksponentiaalinen menetelmä voidaan esittää yleisessä muodossa:

$$F_{t+1} = \alpha X_t + (1 - \alpha)F_t \quad (4)$$

missä t kuvaa ajanhetkeä
 F_{t+1} on ennuste seuraavalle jaksolle
 F_t on edeltävä ennuste
 X_t on viimeisin havaittu arvo
 α on tasoitusvakio

Valitun tasoitusvakion α :n arvolla on oleellinen merkitys, sen suuri arvo korostaa viimeisimpien havaintojen merkitystä, sekä korostaa ensimmäisten ennustuksen osuutta. Tasoitusvakion ollessa 1 on malli yksinkertainen naiivi-malli, jossa seuraava ennuste on edeltävä havaittu arvo.

Menetelmän helppokäyttöisyyteen kuuluu, että menetelmän käyttämiseen tarvitaan jatkossa ainoastaan viimeisin havainto, uusin ennuste sekä laskettu α :n arvo. Kaavan α on havaintojen painotukset (Makridakis ym., 1978, ss. 84–86.)

Holtin lineaarinen kaksinkertainen eksponentiaalisen tasoituksen malli huomioi myös sarjassa olevan trendin tasoittaen sitä omalla tasoitusvakiollaan. Holtin menetelmässä ennusteet tehdään käyttämällä kahta tasoitusvakiota, sekä kolmea kaavaa:

$$S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}), \quad (5)$$

$$b_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1}, \quad (6)$$

$$F_{t+m} = S_t + b_t m. \quad (7)$$

Holt ja Winters laajensivat Holtin alkuperäistä mallia sisältämään trendin lisäksi kausittaisuuden. Holt-Wintersin menetelmästä on olemassa kaksi muunnelmaa, jotka eroavat kausikomponentin luonteesta. Additiivista menetelmää käytetään, kun kausivaihtelut pysyvät vakioisina aikasarjan läpi. Multiplikatiivista menetelmää käytetään taas, kun kausivaihtelut muuttuvat suhteessa aikasarjan tasoon. (Hyndman & Athanasopoulos, 2018.)

Hajontamenetelmät ovat laajasti käytettyjä ennen kaikkea niiden yksinkertaisuuden ja helppokäyttöisyyden vuoksi. Monet nykyaikaiset menetelmät antavat huomattavasti hajontamenetelmiä tarkempia ennusteita, mutta hajontamenetelmät lunastavat paikkansa edelleenkin hyvänä vertailukohtana, sekä tehtäessä ennusteita suurelle joukolle, jolloin monimutkaisemmat menetelmät vaatisivat huomattavasti enemmän työtä. (Makridakis ym., 1978, s. 117.)

Ekspontiaalista tasoitusta on käytetty useissa tutkimuksissa naiivien mallien tapaan vertailukohtana monimutkaisemmille malleille: (Burger ym., 2000), (Cho, 2003), (Hu ym., 2008).

4.3.2 Liukuvan keskiarvon mallit

Hajontamenetelmä on vanhimpia käytettyjä malleja ennusteiden tekemiseen. Aikasarjojen hajottamiseen on tarjolla monia lähestymistapoja, joissa kaikissa on kuitenkin päämääränä eristämään tarkasteltavasta sarjasta kukin komponentti mahdollisimman tarkasti. Lähtökohtaisesti aikasarjasta pyritään erottelamaan siinä esiintyvä kausiluonteisuus, trendi ja syklisyys. Osien erottelun jälkeen jäljelle jäävien jäännösten, eli residuaalien oletetaan olevan satunnaisia, joita ei siten voida ennustaa. Tilastollisesta näkökulmasta katsottuna yksinkertaisella hajontamenetelmällä on monia heikkouksia, mutta niistä huolimatta menetelmää käytetään edelleen laajasti. Yleisesti esitettynä hajontamenetelmä voidaan esittää:

$$X_t = f(I_t, T_t, C_t, E_t), \quad (8)$$

jossa X on aikasarjan arvo, I sen kausikomponentti, T trendikomponentti, C syklisyys komponentti ja E satunnaiskomponentti ajan hetkillä t . (Makridakis ym., 1978, ss. 131-132.)

Hajontamalleja on käytetty laajasti matkailun kysynnän ennustamisessa parantamaan ennusteiden tarkkuutta. (Xie ym., 2020) Hajontamallissa luodaan ensin 12 kuukauden liukuva keskiarvo, joka keskitetään, jonka jälkeen lasketaan kausittaiset suhteet. Saaduilla arvoilla jaetaan todelliset arvot, jotta saadaan ennuste yhdeksi vuodeksi eteenpäin. Seuraava kaava kuvaa hajontamenetelmää: (Burger ym., 2000.)

Naiivien mallien ja eksponentiaalisen tasoituksen mallien tapaan, myös erilaisia liukuvan keskiarvon malleja käytetään usein vertailukohtana viimeaikaisissakin tutkimuksissa.

4.4 Regressiomallit

Suurin osa ennen 1990-lukua julkaistuista matkailun kysynnän kausaaliyhteyksiä tehneistä tutkimuksista olivat klassisia regressiomallin tutkimuksia, joissa

käytettiin pienimmän neliösumman (OLS - ordinary least squares) menetelmää tulosten arviointiin. Yksinkertaisilla regressiomalleilla on kuitenkin taipumus antaa liian korkeita R^2 -arvoja, johtuen käytettyjen muuttujien ei-stationaarisuudesta. Onkin osoitettu, että ei-stationaarisiin muuttujiin perustuvilla regressioilla saadut tulokset ovat epäluotettavia ja harhaanjohtavia. Lisäksi matkailun kysyntämallit, joissa on käytetty ei-stationaarisia muuttujia aiheuttavat arvioitujen jäännösarvojen autokorrelaation, joka mitätöi pienimmän neliösumman. (Song & Witt, 2000, s. 15.)

Yhden yhtälömallin regressiot perustuvat yleensä matkailijoiden kysyntäteoriaan, joka osoittaa matkailijoiden kulutuksen olevan riippuvainen kuluttajien tuloista ja tavaroiden hinnoista. Matkailun kysynnän tapauksessa matkailukohteen valinta liittyy matkailutuotteiden suhteelliseen hintaan matkakohteessa verrattuna vaihtoehtoihin kohteisiin ja kohdemaan tulotasoon. Vaikka kuluttajakysynnän teoria tarjoaa mahdollisia korrelaatioita kysyntämuuttujien välillä, ei se tarjoa kysyntämalliin tarkkaa muotoa. Jokaisessa tutkimuksessa onkin valittava mallille sopiva muoto, sen estimointia varten. Lineaarinen malli on helppo estimoida käyttäen pienimmän neliösumman menetelmää, kun taas tehomalli on lineaarinen logaritimuodossa. (Song & Witt, 2000, ss. 17–18.)

Yksinkertainen ulkomaanmatkailun kysyntämalli alueelle j voidaan muodostaa esimerkiksi kaavalla:

$$Q_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 Y_t + \alpha_2 P_{it} + \alpha_3 Y_t + \varepsilon_{it} \quad , \quad (9)$$

missä:

Q_{it} on matkailun kysyntä, joka mitataan esimerkiksi kokonaiskulutuksella kohdealueella i

Y_t on matkailukohdealueen j tulotaso

P_{it} on hintamuuttuja, joka määrittää matkailijoiden kustannuksia kohdealueella i (Song & Witt, 2000, s. 27.)

Regressioanalyysiin perustuvat ennusteet eroavat olennaisesti käsitteiltään ja teorialtaan aikasarja-analyysiin perustuvista malleista. Regressiotekniikoita kutsutaan yleensä syy-perustaisiksi tai selittäviksi lähestymistavoiksi ennustamiselle. Niillä pyritään ennustamaan tulevaisuutta löytämällä ja mittaamalla merkittävien riippumattomien muuttujien vaikutusta ennustettavaan muuttujaan. Usein merkittävien muuttujasuhteiden löytäminen onkin arvokkaampaa, kuin niiden perusteella tehtyjen ennusteiden käyttäminen. (Makridakis ym., 1978, s. 185.)

Yksi ekonometristen mallien merkittävistä eduista verrattuna aikasarja-analyysiin on niiden kyky analysoida kausaalisuhteita matkailun kysyntämuuttujan ja siihen vaikuttavien muuttujien välillä. Siten ekonometrisella analyysillä on

osoitettavissa olennainen hyöty tutkittaessa kysynnän muutosta, sillä se tarjoaa poliittisia suosituksia ja arvioita nykyisen matkailupolitiikan tehokkuudesta. Sen sijaan aikasarjamallit eivät tarjoa vastauksia tilanteissa, joissa matkailun kysynnän ja muiden siihen vaikuttavien tekijöiden riippuvuussuhteet ovat päätöksentekijöiden mielenkiinnon kohteena. Ekonometriset tutkimukset ovat osoittaneet, että matkailijoiden tulot, matkailun suhteelliset hinnat verrattuna lähtömaan hintoihin ja valuuttakurssit ovat tärkeimpiä tekijöitä matkailun kysyntää mitatessa. (Song & Li, 2008.)

Perinteisten ekonometristen mallien käyttäminen matkailun kysynnän mallintamisessa on kuitenkin kohdannut vahvaa kritiikkiä. Malleissa oletetaan matkailun kysynnän aineiston olevan stationaarinen, tai ainakin siinä esiintyvien trendien olevan stationaarisia. On kuitenkin osoitettu, että monesti matkailun kysyntä ei ole stationaarista, joka johtaa ongelmiin esitetyissä t , DW , f ja R^2 -arvoissa. Lisäksi näiden mallien ennustuskyky on ollut heikkoa, verrattuna muihin menetelmiin, kuten yksinkertaisimpiinkin aikasarja-analyyseihin. Selityksenä tälle on pidetty, ettei ekonometrisissa malleissa oteta huomioon sekä pitkän aikavälin yhteistulosuhdetta että lyhyen aikavälin dynamiikkaa. Modernit ekonometriset menetelmät, kuten kointegraatio, virheenkorjausmallit, vektori-autoregressiiviset mallit, ajassa vaihtelevat parametrimallit ja paneeliaineisto lähtöiset malleilla on korjattu perinteisiin yhden yhtälön kysyntämalleihin liittyviä ongelmakohtia. (Song & Witt, 2000, s. 26.)

Perinteisissä OLS:ään perustuvissa ekonometrisissa malleissa kohdattuihin ongelmakohtiin on kehitetty moderneja ekonometrisia malleja. Nykyaikaiset ekonometriset menetelmät, kuten autoregressiivinen hajautettu viivemalli (ADLM – autoregressive distributed lag model), virheenkorjausmalli (ECM – error correction model), vektori-autoregressiivinen malli ja ajassa vaihtelevat parametrimallit (TVP – time varying parameter model), ovat nousseet merkittävimiksi metodeiksi nykyisessä matkailun kysynnän ennustamiseen keskittyvissä tutkimuksissa. (Song & Li, 2008.)

Sen sijaan matkailun kysynnän mittarit eivät ole juurikaan muuttuneet verrattuna ennen vuotta 1990 tehtyihin matkailun kysyntätutkimuksiin. Saapuneiden matkailijoiden määrä on edelleen ollut yleisimmin käytetty mittari, ja toiseksi yleisin matkailijoiden menot. Matkailijoiden menojen käyttäminen, joko absoluuttisina arvoina tai budjettiosuuksien muodossa, vaaditaan käytettäessä kysyntäjärjestelmämalleja, kuten lineaarista menojärjestelmää (LES – linear expenditure system) tai lineaarista moniyhtälömallia (AIDS – almost ideal demand system). (Li ym., 2005.)

4.4.1 Modernit regressiomallit

Nykyaikaisista ekonometrisista malleista erityisesti ECM ja TVP -malleja on käytetty laajasti matkailun kysynnän ennustamisessa tällä vuosituhanella. Yhtenä ECM mallin etuna matkailun kysynnän ennustamisessa voidaan pitää sen kykyä

kerätä matkailun kysynnän lyhyen aikavälin dynaamiset piirteet, ottaen samalla huomioon pitkän aikavälin yhteisintegraatio tasapaino. Toisin sanoen ECM heijastaa matkailun kysynnän itsekorjautuvaa luonnetta lähestyessään pitkän aikavälin tasapainopistettä. Lisäksi ECM-mallit välttävät regressio- ja monikollineaarisuus ongelmien esiintymisen, jotka voivat vaikuttaa ekonometristen analyysien luotettavuuteen ja tarkkuuteen. (Li, Wong, ym., 2006.)

ECM ja TVP -mallien edut matkailun kysynnän ennustamisessa ovat olleet esillä kysynnän ennustamista koskevissa tutkimuksissa. Li, Wong ym. yhdistivät näistä malleista uuden yksilausekkeisen, ajassa vaihteleva parametri virheenkorjausmallin (TVP-ECM). (Li, Wong, ym., 2006.)

Perinteisiin ekonometriin tekniikoihin liittyvän vakiokertoimien epärealististen oletusten poistamiseksi kehitettiin TVP-malli, jota on hyödynnetty myös matkailun kysyntätutkimuksissa. Sitten TVP-mallin matkailun kysyntätutkimuksissa mallia on hyödynnetty vuosittaiseen matkailuaineistoon, vaikkakin matkailun kausiluonteisuuskin on mahdollista sisällyttää siihen. Tutkimusten pääpaino on ollut kysynnän joustavuuden kehityksessä pitkällä aikavälillä. Matkailijoiden käyttäytymisen dynamiikan huomioon ottaen, on TVP-mallien esitetty tuottavan tarkempia ennusteita matkailun kysynnästä. (Li ym., 2005.)

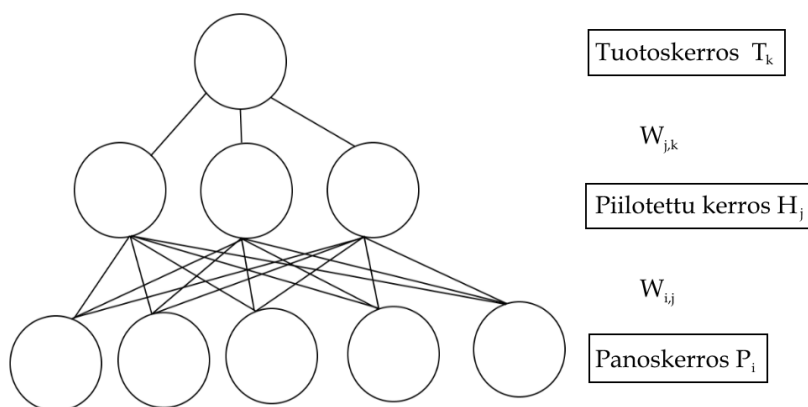
4.5 Simulaatiomallit

Aikasarja- ja ekonometristen mallien lisäksi matkailun ennusteiden tekemiseen on otettu käyttöön joukko uusia kvantitatiivisia ennustusmenetelmiä, pääasiassa erilaisia simulaatio- ja tekoälymalleja. Tekoälyn käyttäminen tutkimuksissa on lisännyt suosiotaan useilla tieteenaloilla viime vuosina, ja myös matkailun taloustieteen parissa. Tekoälytekniikoiden etuna on, ettei se vaadi alustavaa tai lisättyä tietoa käytettävästä aineistosta, kuten sen jakaumasta ja todennäköisyyksistä. Erilaisia tekoälytekniikoita on sovellettu matkailun ennusteisiin myös viimeaikaisissa matkailututkimuksissa. (Song & Li, 2008.)

Yhtenä käytetyimmistä malleista matkailun kysynnän ennustamiseen on ollut tekoälyn käyttöön perustuva keinotekoinen neuraaliverkko ANN (artificial neural network) -malli. ANN on laskennallinen metodi, joka mallintaa ihmisaivojen oppimisominaisuuksia. Neuraaliverkossa on monia yksinkertaisia prosessointiyksiköitä, niin sanottuja solmuja, jotka toimivat rinnakkain ilman keskushallintaa. Solmujen välisillä yhteyksillä on numeeriset painotukset, joita voidaan säätää oppimisprosessissa. Neuraaliverkon toiminta määräytyy yhteysmenetelmän ja prosessointiyksiköiden mukaisesti. (Law, 2000.) Matkailututkimuksessa neuraaliverkkoa on ensimmäisten joukossa hyödyntänyt Pattie ja Synder (1996), ennustaessaan yön yli yöpymisiä yhdysvaltalaisissa kansallispuistoissa. Tutkimuksessaan he esittivät, että taaksepäin suuntautuvan neuraaliverkon käyttö

kuukausittaisen aikasarja-aineiston kanssa voi antaa tarkemman ennustetarkkuuden kuin perinteiset aikasarjamallit.

Neuraaliverkko koostuu tulo-, lähtö- ja yleensä yhdestä tai useammasta piilotusta kerroksesta. Jokainen näistä kerroksista sisältää yksinkertaisia prosessointiyksiköitä, niin sanottuja neuroneita, jotka ovat kytkettyinä synapsein vierekkäisen kerroksen neuroneihin. Kuviossa 1 on graafisesti esitettyä yksinkertainen kolmen kerroksen neuraaliverkon rakenne. Synapseille on annettu kytkentäkoh- taiset numeeriset painotukset, joita voidaan säätää prosessin aikana. Jokainen neuraaliverkon neuroni toimii prosessointiyksikkönä, joka sisältää summaus- ja aktivointifunktiot. Summafunktio laskee kaikilta syötesynapseilta tulleiden sig- naalien painotetun summan, ja aktivointifunktio laskee summasta epälineaarisen kuvauksen. (Law, 2000.)



Kuvio 1: Neuraaliverkon rakenne

Kuviossa 1 jokainen piilotetun kerroksen neuroni laskee summan:

$$H_j = \sum_{i=1}^5 P_i W_{i,j} \quad (10)$$

Tuotoskerroksen laskennallinen arvo T_k , on ennuste. Panoskerroksen neuronit kuvaavat tarkasteltavaan ongelmaan liittyviä itsenäisiä muuttujia. (Law, 2000.)

Burger ym. vertailivat tutkimuksessaan erilaisia aikasarjaennustemalleja ennustamaan matkailun alueellista kysyntää. Tutkimuksessa tarkasteltiin Yhdysvalloista kohdistuvaa matkailun kysyntää Durbaniin, Etelä-Afrikkaan. Kysyntää mallintavina metodeina vertailussa olivat naiivi, liukuvan keskiarvon, hajonta, eksponentiaalisen tasoituksen, ARIMA, moninkertaista ja geneettistä regressiota ja ANN -mallia. Vertailtaessa eri malleilla saatuja ennusteita, antoi ANN-malli kaikista tarkasteltavista malleista tarkimmat tulokset. Burger ym.

esittävätkin menetelmää käytettäväksi aikasarjojen ennustamiseen, koska malliin rakenteellinen monimutkaisuus pystyy paremmin käsittelemään epälineaarisia häiriöitä. Samassa kuitenkin huomautetaan, että mitä pidempää ajanjaksoa tarkastellaan, sitä huonompi ANN-mallin antama ennuste on. Kiinnostavana yksityiskohtana havaittiin, mikäli ennustejakso on täsmälleen vuoden mittainen, ANN toimii melko hyvin odotettujen samanlaisten kausiluonteisten toistojen vuoksi. (Burger ym., 2000.)

5 ARIMA AIKASARJA-ANALYYSI

Eksponentiaalisen tasoittamisen lisäksi ARIMA-mallit ovat kaksi selkeästi käytettyä tapaa erilaisten aikasarjojen ennustamiseen. Eksponentiaalisen tasoittamisen perustessa käsiteltävän aineiston trendin ja kausittaisuuden kuvaukseen, ARIMA-mallien tavoitteena on kuvata aineistossa olevat autokorrelaatiosuhteet. (Hyndman & Athanasopoulos, 2018.)

ARIMA-aikasarjamalleja, tai myös kehittäjiensä mukaan kutsuttavia Box-Jenkins malleja on käytetty laajasti erilaisten ennusteiden tekemiseen. Matkailun taloustieteessä Box Jenkins mallia on käytetty erityisesti matkailun kysynnän mallintamiseen ja ennustamiseen. Tässä luvussa esitetään tutkimuksessa käytettävän ARIMA-mallin yleinen rakenne.

5.1 Stationaarisuus

Tarkasteltavan aikasarjan ominaisuuksien tutkimisessa ja ARIMA-mallin kehittämisessä olennaiset työkalut ovat autokorrelaatio- (ACF, autocorrelation function) ja osittaisautokorrelaatiofunktio (PACF, partial autocorrelation function). Näillä voidaan päätellä, miten aikasarjan tämänhetkinen arvo riippuu edeltävistä arvoista.

Autokorrelaatio mittaa aikasarjan korrelaatiota itsensä kanssa, kun sarjaa on viivästetty k jaksoa. Esimerkiksi r_1 mittaa y_t ja y_{t-1} välistä suhdetta, ja r_2 mittaa y_t ja y_{t-2} välistä suhdetta. Yleisesti autokorrelaatiokerroin saadaan kaavasta:

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (y_t - \bar{y})(y_{t+k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y})^2} \quad (11)$$

Autokorrelaatiofunktio saadaan laskemalla autokorrelaatiokerroin halutulle määrälle k :n arvoja. (Makridakis et al., 1978, p. 366-367). Kun aineistossa on ole-massa trendi, pienen viiveen autokorrelaatiot ovat suuria ja positiivisia, koska ajallisesti lähellä olevat havainnot ovat myös suuria. Siten trendillisen aikasarjan ACF saa viiveen kasvaessa hitaasti pieneneviä positiivisia arvoja. Kun aineistossa on kausittaisuutta ovat autokorrelaatiot suurempia kausittaisten viivearvojen kohdalla. Aineiston ollessa sekä trendillinen että kausittainen, voidaan havaita molemmat näistä ilmiöistä. (Hyndman & Athanasopoulos, 2018.)

Osittaisautokorrelaatiofunktio, kuten autokorrelaatiofunktio, tarjoaa tärkeää tietoa stationaarisen aikasarjan riippuvuusrakenteesta. Kuten ACF, myös PACF on riippuvainen ainoastaan prosessin toisen asteen ominaisuuksista. Osittainen autokorrelaatio mittaa y_t ja y_{t-k} välistä yhteyttä, poistettuna viiveiden 1, 2, 3, ..., $k-1$

vaikutus. Siten ensimmäinen osittaisautokorrelaatio on identtinen ensimmäisen autokorrelaation arvon kanssa, koska näiden välissä ei ole mitään poistettavaa. Staattisen aikasarjan osittaisautokorrelaatiofunktio voidaan määritellä yleisesti:

$$\alpha(1) = \text{corr}(x_{t+1}, x_t), \quad k = 1 \quad (12)$$

$$\alpha(k) = \text{corr}(z_{t+k} - P_{t,k}(z_{t+k}), z_t - P_{t,k}(z_t)), \quad k \geq 2, \quad (13)$$

missä arvo $\alpha(k)$ on osittaisautokorrelaatio viipeellä k . Käyttämällä ACF ja PACF -funktioita voidaan tutkia aikasarjan autokorrelaatio-ominaisuuksia ja selvittää käytettävän ARIMA-mallin sopivia asteita. (Brockwell & Davis, 1991, ss. 98–99.)

Monesti aikasarjan stationaarisuus voidaan havaita suoraan siitä piirretystä graafista, mutta sen toteamiseen voidaan käyttää myös autokorrelaatiokaavioita, jotka osoittavat käytettävän aikasarjan stationaarisuuden helposti. Stationaarisen aikasarjan autokorrelaatiot laskevat nollaan toisen tai kolmannen viiveen jälkeen, kun taas ei-stationaarisen sarjan kohdalla ne poikkeavat nolasta useiden aikajaksojen ajan. Aikasarjassa mahdollisesti esiintyvä trendi tarkoittaa aikasarjan peräkkäisten arvojen positiivista korrelaatiota toisiinsa. Trendin esiintyminen aikasarjassa johtaa positiivisiin autokorrelaatioihin, ja koska suurin osa aikasarjamalleista olettaa sarjan stationaarisuutta, on sarjan ei-stationaarisuus poistettava. Aikasarjan muuttamiseksi stationaariseksi on olemassa erilaisia metodeja, mutta ARIMA-malleihin parhaiten soveltuvana keinona voidaan pitää differointia. Differoinnissa luodaan aikasarjasta uusi sarja, joka koostuu peräkkäisten jaksosten välisistä eroista:

$$X'_t = X_t - X_{t-1} \quad (14)$$

Muunnetussa aikasarjassa, X'_t saa arvoja $n-1$ ja on stationaarinen, jos alkuperäisen sarjan X_t trendi on lineaarinen. Ajoittain sarjalle tulee tehdä vielä toinen differointi ennen kuin siitä saadaan stationaarinen. Aikasarjassa voi myös esiintyä kausittaisuutta, joka havaitaan säännöllisin väliajoin toistuvana ilmiönä. Kausittaisuuden havaitseminen on yleisesti selkeää, mutta muiden ilmiöiden, kuten trendin esiintyminen voi hankaloittaa sen tunnistamista. Mitä vahvempi trendi, sitä vähemmän ilmeisenä kausittaisuus näyttäytyy. Kausivaihtelua sisältävälle aikasarjalle yleisesti tehdään kausidifferointi, jossa differointi toteutetaan kausivaihtelun verran erillään olevien arvojen välisenä. Esimerkiksi vuosisyklillä menevän kausittaisuuden kohdalla aikasarjan arvoista vähennetään sen edellisvuoden vastaavan ajankohdan arvo. (Makridakis ym., 1978, ss. 380–387.)

Aineiston muuttuva varianssi, eli heteroskedastisuus, voidaan yleensä poistaa logaritmisella tai eksponentiaalisella muunnoksella. Usein käytetty sille luonnolliseen logaritmiin pohjautuva Box-Cox muunnos. Box-Cox muunnos on riippuvainen parametrilla λ , joka määritellään seuraavasti:

$$y_t^\lambda = \begin{cases} \ln(y_t) & ,jossa \lambda = 0 \\ (y_t^\lambda - 1) / \lambda & ,jossa \lambda \neq 0 \end{cases} \quad (15)$$

Kaavan avulla y_t :lle etsitään parhaalla mahdollisella tavalla muuttujan vinoutta korjaava potenssin arvo. Lambdan optimaalinen arvo vastaa sitä muunnosta, joka tasoittaa kausivaihtelun varianssin, ja tekee sarjasta siten yksinkertaisemmän. Usein lambdan arvo on syytä pyöristää kokonaisluvuksi, jotta muunnetun aikasarjan jatkokäsittely on helpompaa. (Hyndman & Athanasopoulos, 2018.)

Vaikka muunnokset säilyttävätkin sarjan yleisen rakenteen, on niillä merkittäviä vaikutuksia, jotka helpottavat sen tutkimusta, muuttaa laajuutta, vähentää epäsymmetriaa, eliminoi mahdolliset poikkeamat, vähentää jäännösmuuttujia ja mahdollistaa varianssien vakauttamisen ja lineaaristen trendien havainnoinnin. Kun aikasarjat on käsitelty, on sen parametrit arvioitava ja säädettävä. Tarvittaessa on valittava toinen, paremmin kyseistä ilmiötä kuvaava malli. (Fernandes ym., 2008.)

Aikasarjan stationaarisuus voidaan selvittää esimerkiksi laajennetulla Dickey-Fullerin testillä (Augmented Dickey-Fuller test - ADF). ADF-testi on yksikköjuuritestistä, jolla saadaan selvitettyä, onko aineistolla olemassa olevaa yksikköjuurta. Epästationaarilla aineistolla on ainakin yksi yksikköjuuri. Testin nollahypoteesi on, että aikasarjalla on yksikköjuuri. Toisin sanoen stationaarisuuden hyväksymiseksi ennustetaan testin nollahypoteesia vastaan. ADF-testi voidaan kirjoittaa muotoon:

$$\Delta x_t = \mu + \gamma t + \alpha x_{t-1} + \sum_{j=1}^{k-1} \beta_j \Delta x_{t-j} + \varepsilon_t, \quad (16)$$

missä μ on vakio, γ on aikatrendin kerroin ja α autoregressiivisen prosessin viivejärjestys. Testin käyttämisessä oleellista on optimaalisten viipeiden määrän valitseminen. Viipeiden määrä voidaan valita aineiston frekvenssin mukaisesti, jolloin kuukausiaineistolla viipeiden määrä on 12. (Cheung & Lai, 1995.)

5.2 AR- ja MA-prosessit

Autoregressiivisessä prosessissa aikasarjan seuraavan arvon oletetaan riippuvan lineaarisesti k :n edellisen periodin arvosta sekä satunnaisista tekijöistä. Mallin autoregressiivinen osa voidaan kirjoittaa yleisessä muodossaan,

$$Y_t = a + b_1 Y_{t-1} + b_2 Y_{t-2} + \dots + b_k Y_{t-k} + e_t \quad (17)$$

Liukuvan keskiarvon prosessissa aikasarjan nykyisen arvon oletetaan riippuvan lineaarisesti nykyisestä ja k :ta edeltävästä satunnaistekijästä. Prosessi voidaan määritellä yhtälöllä:

$$Y_t = a + b_1 e_{t-1} + b_2 e_{t-2} + \dots + b_k e_{t-k} + e_t \quad (18)$$

Autoregressiiviset (AR) mallit voidaan tehokkaasti yhdistää liukuvan keskiarvon (MA) malleihin muodostaen yleisten aikasarjamallien joukon: ARMA-mallit. ARMA malli voidaan esittää yleisessä muodossaan:

5.3 ARIMA-mallit

Boxin ja Jenkinsin vuonna 1970 esittämää integroitu autoregressiivinen liukuvan keskiarvon mallia (ARIMA - autoregressive integrated moving average) käytetään aikasarjojen analysointiin, ennustamiseen ja hallintaan. ARIMA mallit mahdollistavat myös kausianalyysien sisällyttämisen ja trendikomponenttien eristämisen, mikä mahdollistaa syventymisen näiden komponenttien välisiin suhteisiin. ARIMA-mallit sopivatkin verrattain hyvin lyhytaikaiseen ennustamiseen ja tutkimuksiin, jotka sisältävät paljon kausivaihteluita.

ARIMA-mallille (p, d, q) , jossa p kuvaa autoregressiivisen prosessin (AR) järjestystä, d differointien määrä ja q kuvaa liukuvien keskiarvojen prosessin järjestystä (MA), voidaan muodostaa lauseke:

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d Y_t = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) e_t \quad (19)$$

ARIMA-malleja käytetään yleensä kvartaalien, kuukausien tai lyhyempien aikavälien, kuten päivien tai tuntien, mittaisten lyhyiden aikavälien ennusteiden tekemisessä. (Fernandes ym., 2008.)

5.4 Kausiluonteinen ARIMA-malli (SARIMA)

Kausittaisille aikasarjoille on ominaista voimakas korrelaatio kausiluonteisin viivein, ja mahdollisesti sen kerrannaisina. Kausittaisuus voidaan ottaa huomioon jakamalla aikasarja osiin:

$$X_t = m_t + s_t + Y_t, \quad (20)$$

jossa m_t on trendiä kuvaava komponentti, s_t on kausikomponentti ja Y_t on satunnaismuuttujan komponentti. Useimmissa tapauksissa ei ole kuitenkaan perusteltua olettaa, että kausikomponentti toistuisi aina täsmälleen samanlaisena sykli

toisensa jälkeen. Kausiluonteiset ARIMA -mallit sallivat kausiluonteisuuden satunnaisuuden aikajaksojen välillä. SARIMA(p,d,q) \times (P,D,Q)_s -prosessin lauseke voidaan yleisesti kirjoittaa muodossa:

$$\phi(B)\phi(B^s)(1 - B^s)^D x_t = \theta(B)\theta(B^s)Z_t, \quad (21)$$

jossa s on kausien jakso, d ja D ovat ei-kausittainen ja kausittainen differointi. (Brockwell & Davis, 1991, ss. 320–323).

Yleisesti kausiluonteinen ARIMA prosessi voidaan kuvata muodossa:

$$ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s, \quad (22)$$

jossa

- p=mallin AR-osien aste
- d=mallin differointiaste
- q=mallin MA-osien aste
- P=mallin kausiluonteisten AR-osien aste
- D=mallin kausidifferointiaste
- Q=mallin kausittaisten MA-osien aste
- s=kausivaihtelun pituus

(Makridakis ym., 1978, s. 428.)

5.5 ARIMA-mallin valinta

Sopivan ARIMA-mallin valintaa voidaan lähestyä tarkastelemalla käsiteltävän aikasarjan ACF- ja PACF-kuvaajia. Kuvaajista voidaan päätellä sopivan ARIMA-mallin AR- ja MA-osien asteet. Mikäli ARIMA-mallin molempien sekä AR- että MA-osien aste on positiivinen, ei pelkästään ACF ja PACF-kuvaajia tarkastelemalla voida löytää sopivaa mallia. Tällöin on syytä käyttää apuna erilaisia informaatiokriteereitä. Myös ARIMA-mallin kausittaisia osia voidaan selvittää ACF- ja PACF-kuvaajista. Esimerkiksi ARIMA(0,0,0)(0,0,1)₁₂ mallissa on havaittavissa yksittäinen, selkeä piikki ACF-kuvaajan viiveellä 12 ja eksponentiaalisesti vähenvät piikit PACF-kuvaajan kausittaisilla viiveillä (12, 24 ja 36). (Hyndman & Athanasopoulos, 2018.)

Sopivan ARIMA-mallin valinnassa hyödyllisinä työkaluina voidaan pitää erilaisia informaatiokriteereitä, kuten AIC:tä (Akaike information criteria), korjattua AIC:tä tai BIC:tä (Bayesian information criteria). Informaatiokriteeriin perustuvassa mallin valinnassa pienimmät arvot antava malli on sopivin. (Box ym., 2008, s. 212.)

Mallien sopivuutta ennustamiseen voidaan vertailla erilaisilla informaatiokriteereillä. Sopivan ARIMA-mallin järjestyksen valintaan on hyödyllistä käyttää esimerkiksi AIC -estimaattia (Akaike information criterion). AIC voidaan määritellä:

$$AIC = -2\log(L) + 2(p + q + k + 1) , \quad (23)$$

jossa L osoittaa aineiston sopivuuden, p on AR-osan järjestysluku ja q MA-osan järjestysluku. ARIMA-malleille voidaan käyttää myös korjattua AIC -kriteeriä (AICc). Hyndman ja Athanasopoulos suosittelivat käyttämään AICc -kriteeriä AIC -kriteerin sijasta vertailtaessa ARIMA-mallin sopivuutta. ARIMA -malleille korjattu AIC voidaan määritellä:

$$AICc = AIC + \frac{2(p+q+k+1)(p+q+k+2)}{T-p-q-k-2} \quad (24)$$

(Hyndman & Athanasopoulos, 2018.)

Informaatiokriteeriin perustuvan mallin valinnan heikkoutena on, että tällä tavalla voidaan joutua arvioimaan suurta joukkoa malleja, joka on laskennallisesti aikaa vievää. Yleisesti informaatiokriteerien arvoihin pohjautuvaa mallin valintaa voidaan pitää hyödyllisenä, mutta se ei korvaa tarkasteltavan sarjan autokorrelaatio- ja osittaisautokorrelaatiofunktioiden ominaisuuksien tarkastelua, sekä valitun mallin jäännösarvojen kriittistä tarkastelua mallin valintaprosessissa. (Box ym., 2008, ss. 212–213.)

Ennusteisiin sopivaa ARIMA-mallia voidaan siten etsiä vertailemalla eri ARIMA-malleja ja valita sen, joka antaa pienimmät AIC, AICc ja/tai BIC -arvot. On kuitenkin huomattava, että nämä ennustekriteerit eivät varsinaisesti anna tietoa differointien määrästä. Yleisesti ottaen malli on parhaiten sopiva, kun AIC, AICc tai BIC -arvoa minimoidaan. (Hyndman & Athanasopoulos, 2018.)

Aikasarjan mallinnoksen ulkopuolelle jää aina kohinaa, joka koostuu jäännösarvoista eli residuaaleista. Usein aikasarjamallien kohdalla residuaalit ovat yhtä kuin tarkasteltavan aikasarjan ja mallinnetun aikasarjan arvojen erotus:

$$e_t = y_t - \hat{y}_t \quad (25)$$

Mallin hyvyyden arvioimiseksi on syytä tarkastaa, onko malliin saatu sisällytetyksi kaikki tarvittava informaatio. Hyvän ennustemallin ulkopuolelle jäävillä residuaaleilla ei tulisi olla keskinäistä korrelaatiota. Mikäli residuaalien välillä on korrelaatiota, sisältävät ne edelleen tietoa, joka tulisi sisällyttää malliin. Lisäksi jäännösarvojen keskiarvon tulisi olla nolla. Jos jäännöksillä on muu keskiarvo kuin nolla, ennusteet ovat harhaisia. Ennustemenetelmää, joka ei täytä näitä ominaisuuksia voidaan aina parantaa. Nämä kriteerit eivät kuitenkaan määrittele parasta mallia, vaan ovat vähimmäisvaatimus hyvälle mallille. Näiden olennaisten ominaisuuksien lisäksi jäännöksillä olisi hyvä olla jatkuva varianssi sekä normaalijakauma. Residuaalien autokorrelaatiofunktion tarkastelu kertoo mallin ulkopuolelle jäävän kohinan valkoisuudesta. ACF-kaavion tarkastelun lisäksi

voidaan käyttää erilaisia Portmanteau-testejä, testaamaan ovatko kohinan autokorrelaatiot riittävällä tarkkuudella nollia. Yleisesti käytetty Portmanteau testi on Box-Piercen testi. Vastaavana ja tarkempaan testinä käytetään myös Ljung-Boxin testiä:

$$Q = T(T + 2) \sum_{k=1}^h (T - k)^{-1} r_k^2 \quad , \quad (26)$$

jossa T on aikasarjan pituus, r_k on k :n residuaalin autokorrelaatiokerroin, ja h on testattavien viiveiden määrä. Q :n suuri arvo kertoo, ettei kohinalla (residuaaleilla) ole autokorrelaatioita. Hyndman ja Athanapoulos suosittelevat käyttämään $h=10$ ei kausittaiselle aineistolle, ja kausittaiselle aineistolle $h=2m$, jossa m on kausittaisen jakson pituus. Ljung-Box testin nollahypoteesina on, että testattavassa aineistossa ei ole autokorrelaatiota viiveeseen m asti. (Hyndman & Athanasopoulos, 2018.)

5.6 ARIMA-mallin tutkimuksia

Erilaisia ARIMA-malleja on käytetty laajasti matkailun kysynnän aikasarja-analyseissa. Mallien suosio on pysynyt tasaisena sen kehittämisestä 1960-luvulta lähtien. ARIMA-malliin on mahdollista sisällyttää käsiteltävän aikasarjan havainnot, siinä esiintyvät vaihtelut sekä kausittaisuus, joka tekee mallista hyvin joustavan matkailun kysynnän mallintamiseen ja ennustamiseen. Matkailulle luonteenomainen kausittaisuus on jo pitkään tunnustettu keskeiseksi tekijäksi matkailun kysynnän ennustamisessa. Tämän takia erityisesti kausittaisuuden huomioivat SARIMA-mallit ovat olleet merkittävästi esillä matkailun kysyntätutkimuksissa viimeisinä vuosikymmeninä. Monet viimeaikaiset uudistukset aikasarjamenetelmiin pohjautuvat ARIMA-malleihin, mukaan lukien ARFIMA-malli, ARIMA-GARCH-malli ja SARIMA-In-malli. (Song ym., 2019.)

ARIMA-malleilla on toteutettu lukuisia, maa- tai aluekohtaisia matkailijoiden kysyntävirtojen mallinnuksia ja ennusteita. Bigović (2012) toteutti SARIMA-mallilla ennusteet Montenegroon saapuvien matkailijoiden ja rekisteröityjen yöpymisten kuukausittaisista määristä. Petrevska (2017) toteutti vuosiaikasarjaan perustuvan ARIMA-ennusteen Pohjois-Makedoniaan kohdistuvasta matkailun kysynnästä ennustamalla saapuneiden matkailijoiden määrää. Suomessa Huovinen (2000) mallintoi ARIMA-mallia käyttäen Helsingin työhön ja vapaa-aikaan liittyvää matkailua.

Erilaiset ARIMA-mallit ovat pärjänneet hyvin vertailussa muihin ennusteita toteuttaviin malleihin. Kim (1999) toteutti aikasarjaennusteet kuukausittaisista Australiasta lähteneistä matkustajista. Tutkimuksessa keskityttiin Australiasta lähtevien matkailijoiden suosituimpiin kohteisiin sekä matkan tarkoitukseen. Aineistona hän käytti Australian tilastokeskuksen keräämää kuukausittaista

aineistoa vuosilta 1989-1998. Aineisto järjestettiin käsittämään Australian suosituimmat matkailukohteet (Oseania, Eurooppa, Koillis-Aasia ja Pohjois-Amerikka) sekä matkantarkoitus. SARIMA-mallin ennusteita verrattiin Holt-Wintersin eksponentiaalisen tasoituksen mallin ja deterministisen trendin ja kausittaisia dummy-muuttujia sisältäneen regressiomallin ennusteisiin. Vertailussa SARIMA-mallin ennusteet suoriutuivat verrokkimalleja selkeästi paremmin ennusteissa. Johtopäätöksenä Kim suosittelee SARIMA-mallia hyödyllisenä mallina kuukausittaisen matkailuaineiston mallintamiseen ja ennustamiseen.

Taulukossa 1 on koottuna tutkimuksia, joissa on käytetty erilaisia ARIMA-malleja matkailun kysyntäennusteiden tekemiseen.

Tutkimus	Aihe	Aineisto	Mallit	Johtopäätökset
Kim, J. (1999) Forecasting monthly tourist departures from Australia	Trendillinen ja kausittainen aikasarja	Kuukausittaiset aikasarjat Australiasta Oseaniiaan, Eurooppaan, Koillis-Aasiaan ja Pohjois-Amerikkaan matkustaneista matkailijoista vuosina 1989-1998	SARIMA, Holt-Winters, trendikorjattu regressio kausimuuttu-	SARIMA-mallin tulokset tarkimmat SARIMA-mallin tulokset
Kalendran, N. & Wong, K. (2005). Modeling Seasonality in Tourism Forecasting	Deterministisen kausittaisuuden ja (ARIMA ¹) ja stokastisen kausittaisuuden vertailu (ARIMA ^{1,4})	Kvartaaliaikasarja Australiassa saapuvista matkailijoista vuosina 1975-2001 sekä kvartaaliaikasarja Iso-Britanniasta lähteneistä matkailijoista vuosina 1978-2001	ARIMA, SARIMA	Kausidifferoitu ARIMA ^{1,4} -malli antoi ARIMA ¹ -mallia tarkemmat ennusteet vapaa-ajan matkailussa. Sen sijaan työpaikkamatkailun kohdalla ARIMA ¹ -malli oli tarkempi. Voidaan päätellä vapaa-ajan matkailun olevan kausittaisempaa kuin työpaikkamatkailu.
Chu, F.L. (2009) Forecasting tourism demand with ARMA-based methods	Kolme yksimuuttujaisista ARMA-mallia kansainvälisten matkailijoiden saapumisista 9 Tyyrenmeren Aasian alueen maahan	Kuukausittainen aikasarja-aineisto Hong Kongiin, Thaimaahan, Singaporeen, Japaniin, Etelä-Koreaan, Taiwaniin, Filippiinille, Australiaan ja Uuteen-Seelantiin saapuneista kansainvälisistä matkailijoista vuosina 1975-2006	SARIMA; ARAR; ARIMA (AR-FIMA)	ARFIMA-mallin tulokset tarkimmat, tämän jälkeen SARIMA ja ARAR
Tsui ym. (2014). Forecasting of Hong Kong airports passenger throughput	SARIMA-mallin ennuste lentomatkustajaliikenteestä 1993-2010 aikasarjalla. ARIMAX-mallin ennuste 2001-2010 aikasarjalla	Kuukausittainen aikasarja Hong Kongin kansainvälisen lentokentän matkustajaliikenteestä vuosina 1993-2011	SARIMA, ARIMAX	Molemmat mallit antoivat tarkat ennusteet verrattuna todellisiin havaintoihin

Taulukko 1: ARIMA-mallin tutkimuksia

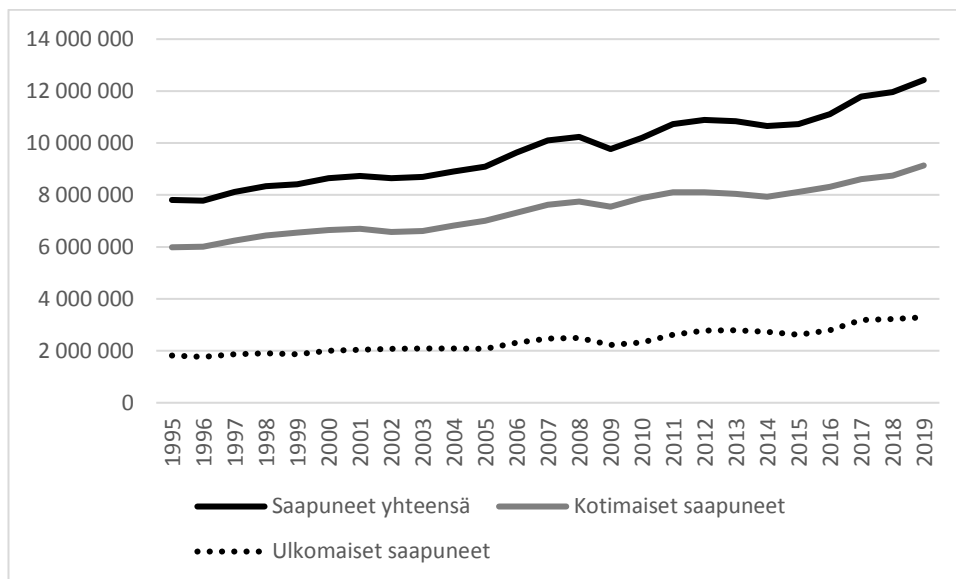
6 MATKAILU SUOMESSA

Vuonna 2018 matkailuun kulutettiin Suomessa yli 15 miljardia euroa, sisältäen suomalaisten ja ulkomaisten matkailijoiden kulutusmenot Suomessa. Matkailun aikaansaama arvonlisäys 2018 oli 5,4 miljardia euroa, joka on 2,7% Suomen bruttokansantuotteesta. Tämä on kokoluokaltaan verrattavissa metsäteollisuuteen ja suurempi kuin esimerkiksi elintarviketeollisuus. (Business Finland, 2020)

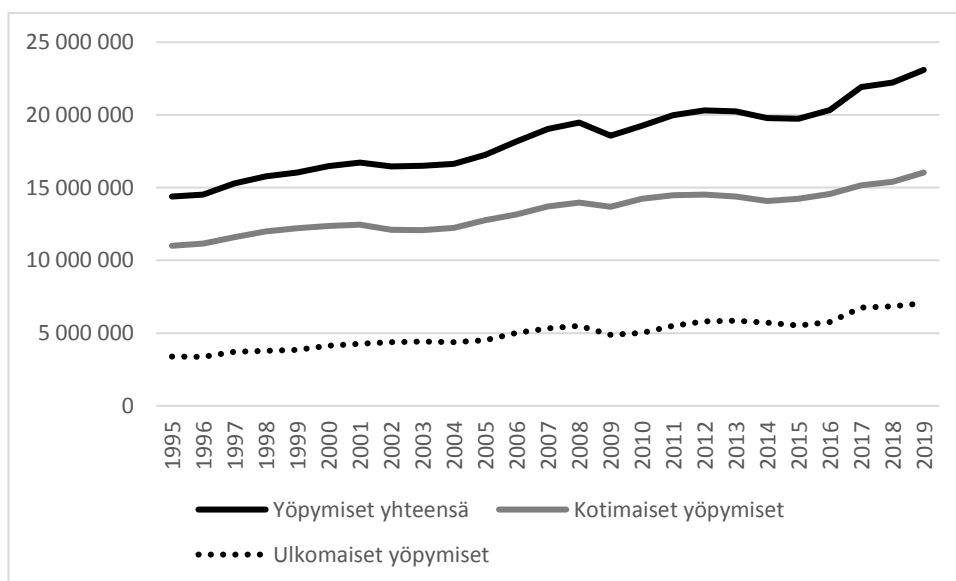
Matkailun sijaintipotentiaalilla on kaksi lähestymiskulmaa. Maantieteellinen sijainti voi itsessään olla vetovoimatekijä, mutta myös keskeinen sijainti tärkeisiin lähtöalueisiin ja -maihin nähden kasvattaa osaltaan matkailupotentiaalia. Suomen sijainti maailman tärkeimmän matkailijoiden lähtöalueen, Euroopan, laidalla voidaan nähdä melko edullisena. Vaikka Itämeri katkaisee Suomen maayhteyden suurten matkailijavirtojen lähteeseen, vauraaseen Keski-Eurooppaan, ovat ne kuitenkin kohtuullisen etäisyyden päässä. Rajanaapureista Ruotsi ja Norja ovat niin ikään korkean elintason maita, joiden lähtöpotentiaali suhteessa väkilukuun on suuri. Venäjä, varsinkin pohjoisen Euroopan suurin metropoli-alue Pietari, on läheisyytensä, suuren väkilukunsa ja kohoavan elintasonsa vuoksi merkittävä markkina-alue Suomen matkailulle. (Vuoristo & Vesterinen, 2002, ss. 22–24.)

6.1 Matkailun kehitys Suomessa

Matkailu on toimialana jatkanut kasvuaan Suomessa aina 1970-luvulta lähtien. Tilastokeskuksen keräämien majoitustilastojen mukaisesti sekä saapuneiden matkailijoiden että rekisteröityjen yöpymisten määrä on kasvanut tasaisesti viimeisten vuosikymmenten aikana. Vuosi 2019 oli ennätysvuosi Suomessa saapuneilla matkailijoilla ja rekisteröidyillä yöpymisillä mitattuna niin kotimaisten kuin ulkomaistenkin matkailijoiden osalta (Kuviot 2 ja 3).



Kuvio 2: Saapuneet matkailijat Suomessa 1995-2019



Kuvio 3: Rekisteröidyt yöpymiset Suomessa 1995-2019

6.2 Alueellinen matkailu Suomessa

Suomen matkailun alueellisen rakenteen tieteellistä koontia tai alueellista suunnittelua varten tehtyjä kokonaisvaltaisia yleistyksiä ei juurikaan ole tehty. Matkailun kehittämistyötä ovat tehneet lähinnä markkinointiorganisaatiot sekä seutukaava- ja maakuntaliitot. Ensin mainittujen toiminta-alueet on rajattu yleensä suuripiirteisesti, ja viimeksi mainitut ovat puolestaan yhdistetty

maakunnallisiksi liitoiksi, Euroopan unionin niin sanottua NUTS3 -tilasto-alueluokkaa vastaaviksi. (Vuoristo & Vesterinen, 2002, s. 109.)

Aluetaloudellisia vaikutuksia kuvaavan tiedon tuottamisessa kohdataan monesti aluehierarkiaan liittyviä ongelmia. Tietojen hankkiminen eri aluetasoilla voi osoittautua rajoittavaksi tekijäksi. Tilastokeskukselta saatavilla olevat tilastoinnit ovat saatavilla ainoastaan hallinnollisista alueyksiköistä. Sen sijaan kuntatasoisesti on usein saatavilla yritys- ja toimipaikkarekisterin toimialakohtaisia tietoja, mutta näiden kohdalla tiedon saanti on rajoitettua. Käytännön elinkeinopolitiikan ja alueellisen kehittämisen kannalta maakunta on keskeinen alueyksikkö. Vaikka matkailijat eivät noudatakaan maakuntajakoa, niin sen voidaan nähdä toiminnallisesti olevan käyttökelpoinen yksikkö matkailuelinkeinon tarkasteluun. (Laakkonen, 2002.)

7 MATKAILU ETELÄ-KARJALASSA

Suomeen tulevien matkailijoiden tilastointia harjoitetaan monen eri tahon toimesta. Venäläisten matkailijoiden kohdalla matkojen rekisteröinti tapahtuu luotettavasti, sillä maiden välisiä rajoja ei yleisesti ole mahdollista ylittää ilman merkintää matkasta. Tilastokeskus kokoaa niin valtakunnallista kuin alueellista tilastoaineistoa majoitustilastoihinsa. Tilastokeskus tuottaa myös Business Finlandin Rudolf -tilastokantaan tarkemmin majoitustilastoja, matkailutilinpitoa sekä matkustustaseen tietokantataulukkoita. Majoitustilastoja voidaan käyttää lähteenä matkailukysynnän ja -tarjonnan selvittämiseen. Matkailukysynnän kohdalla majoitustilasto on pääsääntöisesti ainoa tietolähde, joka kattavasti mahdollistaa alueellisen kysyntäanalyysin teon useamman vuoden ajalta. Lisäksi kontrolloitu saapumis- ja yöpymistietojen rekisteröinti mahdollistaa kävijämäärien ja matkan tarkoituksen luotettavan arvioinnin.

Matkailun muodot on jaettu kolmeen eri luokkaan Eurostatin tekemän tilastollisen luokituksen mukaisesti. (Eurostat, 2014.)

- i. Kotimaan matkailu: Suomessa pysyvästi asuvien henkilöiden matkailu kotimaassaan tavanomaisen elinpiirinsä ulkopuolella
- ii. Ulkomailta tuleva matkailu: Ulkomailla pysyvästi asuvien henkilöiden matkailu Suomessa
- iii. Ulkomaanmatkailu: Suomessa pysyvästi asuvien henkilöiden matkailu kotimaansa ulkopuolella

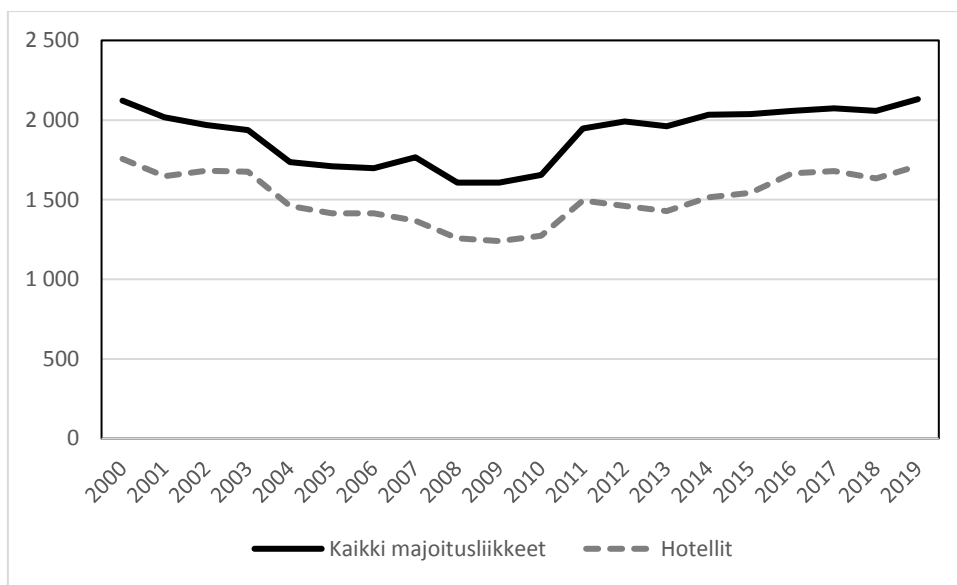
Tässä tutkimuksessa tarkastellaan Etelä-Karjalan alueelle kohdistuvaa kotimaan ja ulkomailta tulevaa matkailua.

Etelä-Karjalan maakunta rajautuu suunnilleen Suur-Saimaan eteläosaan, Salpausselkään ja Vuoksen muodostamalle aluekokonaisuudelle. Tämä alue on toiminut ihanteellisena matkailuympäristönä läpi Suomen matkailuhistorian. Imatran kaupungin keskellä sijaitseva Imatrankoski onkin ollut yksi Suomen ensimmäisistä valtakunnallisesti merkittävistä matkailunähtävyyksistä, ja aikanaan Suomen suosituin matkailukohde. Erityisen tärkeänä tekijänä koko Kaakkois-Suomen matkailulle on toiminut suurkaupunki Pietarin läheisyys. Pohjoisen Euroopan suurimman metropolin asukkaat sijaitsevat maantieteellisesti lähempänä kuin pääkaupunkiseutu, millä on merkittävä vaikutus koko maakunnan ostos- sekä virkistysmatkailulle tänäkin päivänä. (Vuoristo & Vesterinen, 2002.)

7.1 Majoitusliikkeet

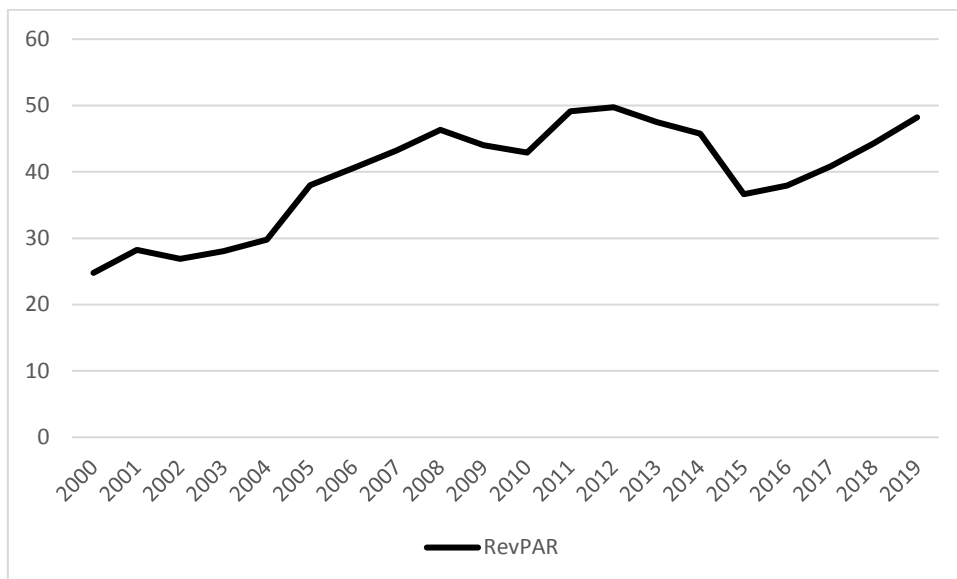
Vuosina 2000-2019 Etelä-Karjalan majoitusliikkeiden määrä on vähentynyt 47 majoitusliikkeestä 40 majoitusliikkeeseen. Samalla aikavälillä hotellien määrä on

laskenut 32 hotellista 18 hotelliin. Kaikkien majoitusliikkeiden yhteenlaskettu huonekapasiteetti on kuitenkin kasvanut vuodesta 2000 vuoteen 2019 noin 0,4 prosentilla. Kuviossa 4 esitetty huonekapasiteetin pieni kasvu on jakaantunut tasan hotellien ja muiden majoitusliikkeiden kesken. Majoitustilaston tilastoinnin piiriin on sisällytetty kaikki majoitusliikkeet, joissa on vähintään 20 vuodepaikkaa tai sähköpistokkeellista leirintäalueen matkailuvaunupaikkaa.



Kuvio 4: Huonekapasiteetin kehitys Etelä-Karjalassa 2000-2019

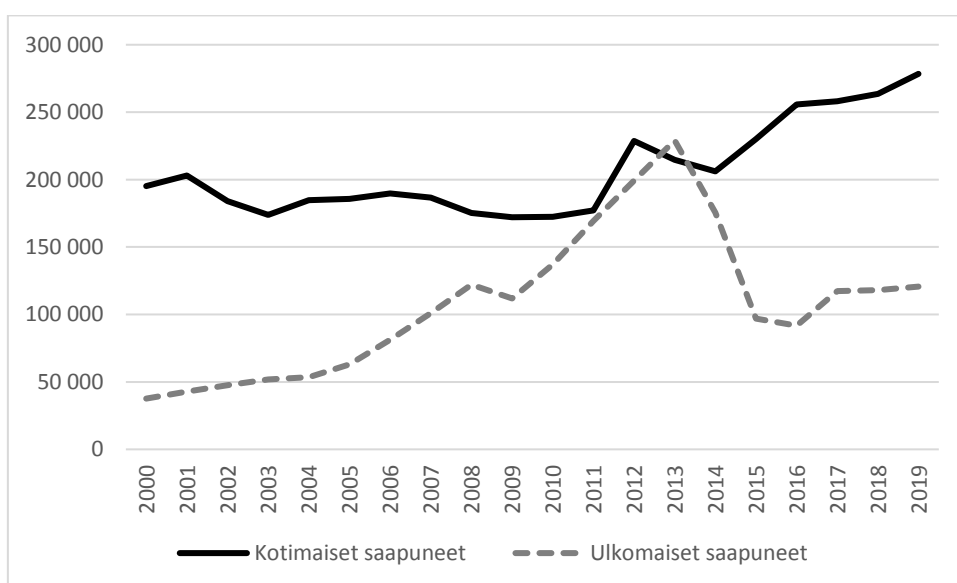
Majoitusliikkeiden yleisesti käyttämän RevPAR-luku on kehittynyt positiivisesti vuosien 2000 ja 2019 välillä (Kuvio 5). RevPAR kuvaa keskimääräistä myyntituloja käytettävissä olevaa majoitushuonetta kohden. Etelä-Karjalan majoitusliikkeiden ja hotellien RevPAR on pääsääntöisesti parantunut, lukuun ottamatta vuoden 2015 notkahdusta, joka selittyy erityisesti kuvioissa 6 ja 7 havaittavien ulkomaisten matkailijoiden vähentyneenä kysyntänä.



Kuvio 5: Etelä-Karjalan majoitusliikkeiden RevPAR -luku 2000-2019

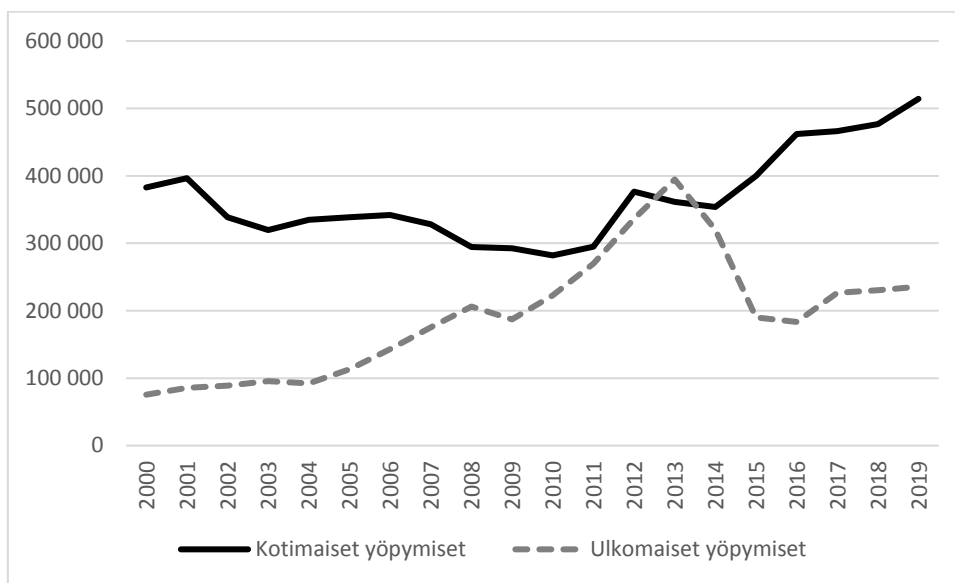
7.2 Majoituskysyntä

Tilastokeskuksen majoitustilaston mukaan Etelä-Karjalan majoitusliikkeisiin saapui vuonna 2019 yhteensä 399 078 matkailijaa. Saapuneiden määrä on kasvanut vuoden 2000 tasosta 71,5 prosenttia. Kuviossa 6 on esitetty Etelä-Karjalaan saapuneet kotimaiset ja ulkomaiset matkailijat vuodesta 2000 vuoteen 2019. Korkeimmillaan maakuntaan saapuneiden määrä oli vuonna 2013 yhteensä 443 814 matkailijaa. Samana vuonna saapuneiden ulkomaisten matkailijoiden määrä oli korkeimmillaan, ja ylitti kotimaisten matkailijoiden määrän.



Kuvio 6: Etelä-Karjalaan saapuneet kotimaiset ja ulkomaiset matkailijat 2000-2019 (STAT)

Kuviossa 7 on esitettyä Etelä-Karjalan majoitusliikkeissä rekisteröidyt yöpymiset vuosina 2000-2019. Yöpymisten määrä kääntyi kasvuun vuonna 2011, ja saavutti huippunsa vuonna 2013, samalla kun ulkomaisten matkailijoiden yöpymisten määrä ylitti kotimaiset yöpymiset. Tämän jälkeen kotimaisten yöpymisten määrä on jatkanut kasvuaan, kun taas ulkomaiset yöpymiset tippuivat merkittävästi. Kotimaisten yöpymisten määrä on jatkunut edelleen noususuhteisena, ja ulkomaisten yöpymisten määrä on vuoden 2013 romahduksen jälkeen kääntynyt niin ikään kevyeen kasvuun. Vuoden 2019 kokonaisyöpymisten määrä lähentelee vuoden 2013 huippuvuoden määriä.



Kuvio 7: Kotimaisten ja ulkomaisten yöpymisten kehitys Etelä-Karjalassa 2000-2019 (STAT)

Etelä-Karjalan yöpymiset ovat kokonaisuudessaan kasvaneet vuodesta 2000 vuoteen 2019 lähes 67 prosenttia. Yöpymisten kasvu selittyy ennen kaikkea ulkomaisten matkailijoiden lisääntyneenä kysyntänä. Ulkomaisten vapaa-ajan matkailuun liittyvät yöpymiset ovat vuosikymmenen aikana kasvaneet lähes 3,5-kertaiseksi, samalla ulkomaisten työmatkayöpymiset ovat kasvaneet noin 2,4-kertaisiksi. Sen sijaan kotimaisten matkailijoiden työperustaiset yöpymiset ovat vähentyneet 24 prosenttia, mutta myös kotimaisten matkailijoiden yöpymiset ovat kokonaisuudessaan kasvaneet lisääntyneen vapaa-ajan matkailun yöpymisten takia.

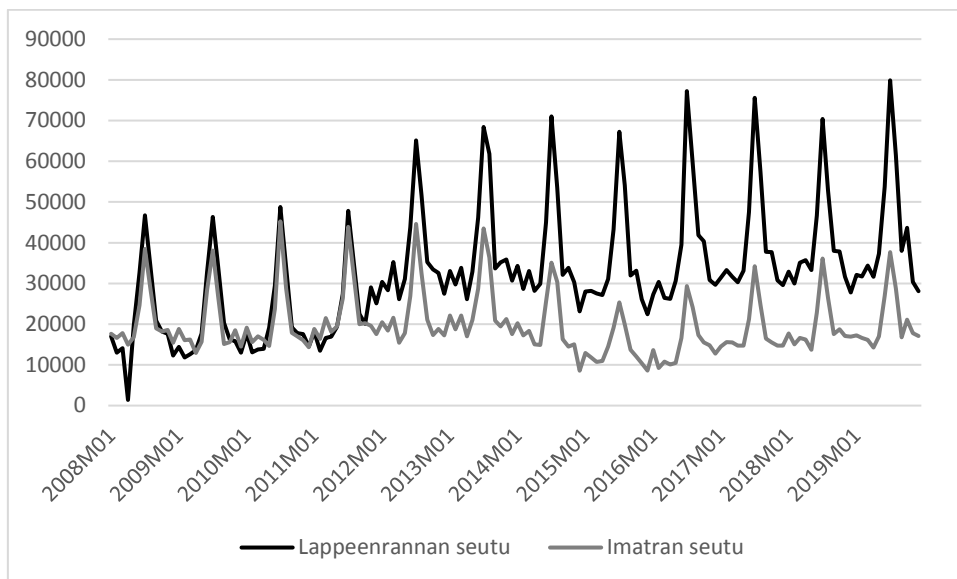
Matkailun kausittaiset vaihtelut näkyvät selkeästi myös Etelä-Karjalan majoitus-tilastoissa. Suosituin matkailukuukausi rekisteröityjen yöpymisten valossa vuonna 2019 oli heinäkuu, jolloin maakunnassa kirjattiin 117 548 yöpymistä. Näistä lähes 79 000 yöpymistä oli kotimaisten vapaa-aikaan liittyviä yöpymisiä. Sen sijaan ulkomaisten matkailijoiden vapaa-ajan yöpymisiä kirjattiin eniten elokuussa. Myös työperäisten yöpymisten määrissä esiintyy vahvasti kausittaisuus:

kotimaisten matkailijoiden työperustaisia yöpymisiä kirjattiin eniten syyskuussa, kun taas ulkomaisille matkailijoille toukokuussa.

	Yöpymiset Etelä-Karja- lassa 2019	Osuus yöpymi- sistä Etelä-Kar- jalassa	Keskimääräinen kasvu 2000- 2019	Eniten yöpy- misiä/ kuu- kausi 2019	Vähiten yö- pymisiä/ kuukausi 2019
Kotimaiset/vapaa- aika	401592	54 %	77,1 %	78972	20215
Ulkomaiset/vapaa- aika	187235	25 %	243,8 %	28306	7883
Kotimaiset/työ	112610	15 %	-23,8 %	13634	5488
Ulkomaiset/työ	48281	6 %	138,5 %	6063	2721
Yhteensä	749718	100 %	66,9 %	117548	45168

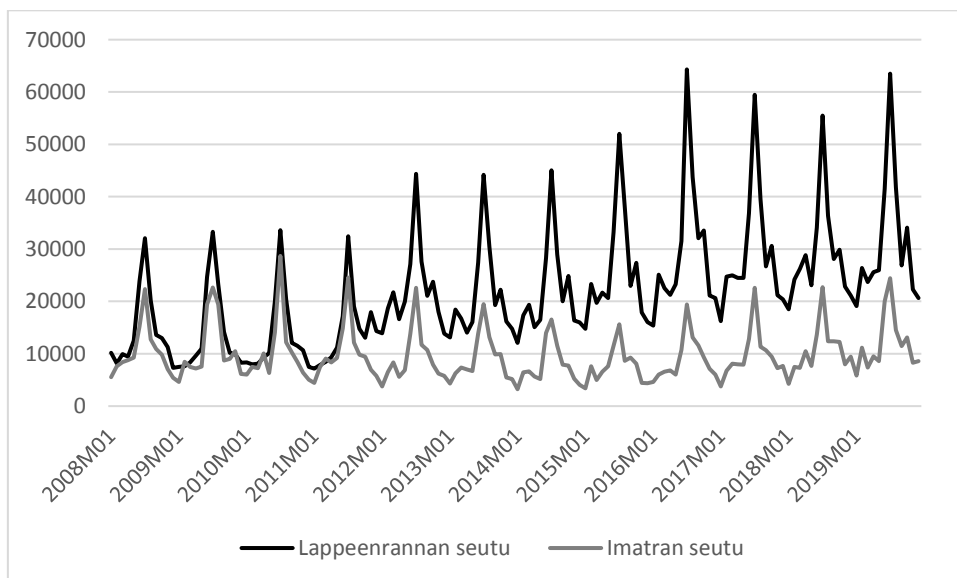
Taulukko 2: Tunnuslukuja yöpymisistä Etelä-Karjalassa

Kuviossa 8 on eriteltynä Etelä-Karjalassa rekisteröidyt yöpymiset vuosina 2008-2019 Lappeenrannan ja Imatran seutukunnittain. Lappeenrannan seutukuntaan kuuluvat Lappeenrannan lisäksi Lemin, Luumäen, Savitaipaleen ja Taipalsaaren kunnat. Imatran seutukuntaan Imatran lisäksi kuuluvat Parikkalan, Rautjärven ja Ruokolahden kunnat. Siten tämän määritelmän mukaisesti Lappeenrannan ja Imatran seutukunnat käsittävät koko Etelä-Karjalan maakunnan. Kuviosta on havaittavissa, että vuoteen 2011 asti Lappeenrannan ja Imatran alueet ovat olleet yöpymisten määrissä mitattuna lähestulkoon yhtä houkuttelevia. Vuodesta 2012 lähtien maakuntakeskus Lappeenrannan voidaan nähdä kasvattaneensa matkailuvetovoimaansa suhteessa Imatran seutukuntaan. Samanaikaisesti kun Lappeenrannan seutukunnan matkailun kysyntä on ollut loivassa nousevassa trendissä, niin Imatran seutukunnan matkailun kysyntä on sen sijaan taantunut.



Kuvio 8: Kuukausittaiset yöpymiset Etelä-Karjalassa seutukunnittain 2008-2019 (STAT)

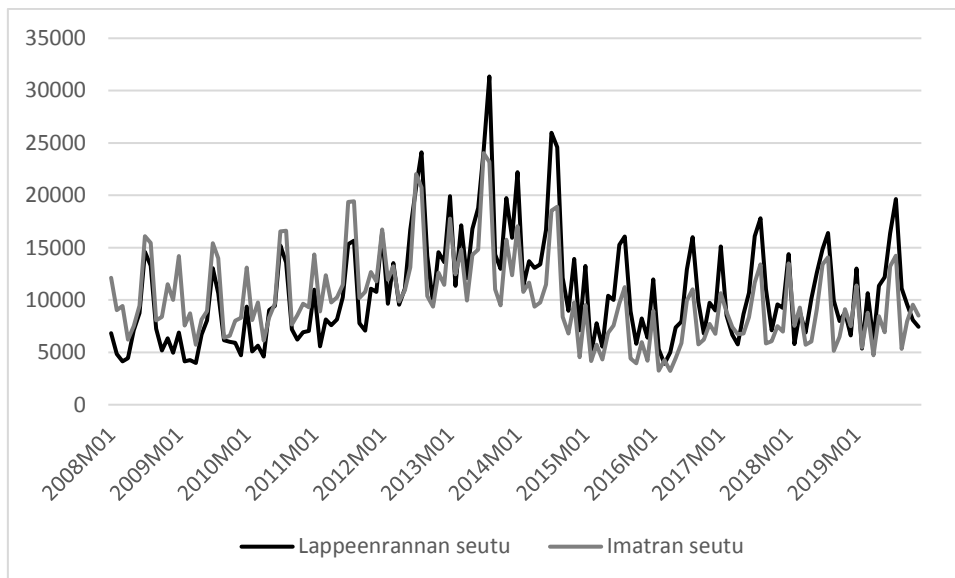
Tarkasteltaessa erikseen kuvion 9 suomalaisten matkustajien kuukausittaisia yöpymisiä Lappeenrannan ja Imatran seutukunnissa, voidaan selkeästi havaita, että kotimaisen matkailun kasvanut kysyntä Etelä-Karjalassa on kohdistunut ensisijaisesti Lappeenrannan seutukunnan alueelle. Sen sijaan Imatran seutukunnalle kohdistuva matkailukysyntä on pysynyt suhteellisen tasaisena viimeisen vuosikymmenen ajan.



Kuvio 9: Suomalaisten kuukausittaiset yöpymiset Etelä-Karjalassa seutukunnittain 2008-2019 (STAT)

Kuvion 10 ulkomaalaisten matkailijoiden kuukausittaisia yöpymisiä tarkasteltaessa ei seutukuntien välillä ole nähtävissä merkittäviä eroja. Yleisesti ottaen

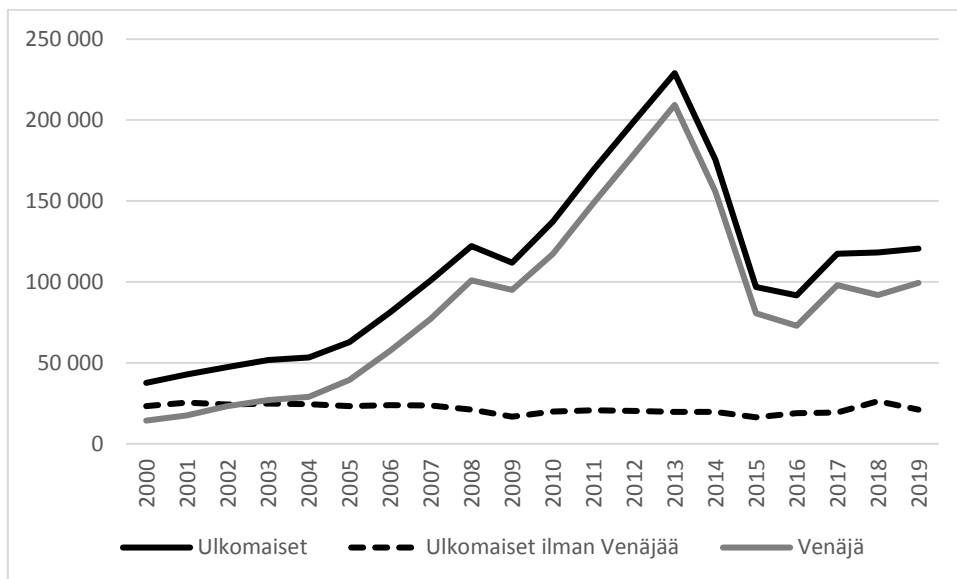
Etelä-Karjalan matkailukysynnän nousevan trendin voidaan nähdä olevan seurausta suomalaisten matkailijoiden nousseesta matkailukysynnästä Lappeenrannan seutukunnan alueelle.



Kuvio 10: Ulkomaalaisten kuukausittaiset yöpymiset Etelä-Karjalassa seutukunnittain 2008-2019 (STAT)

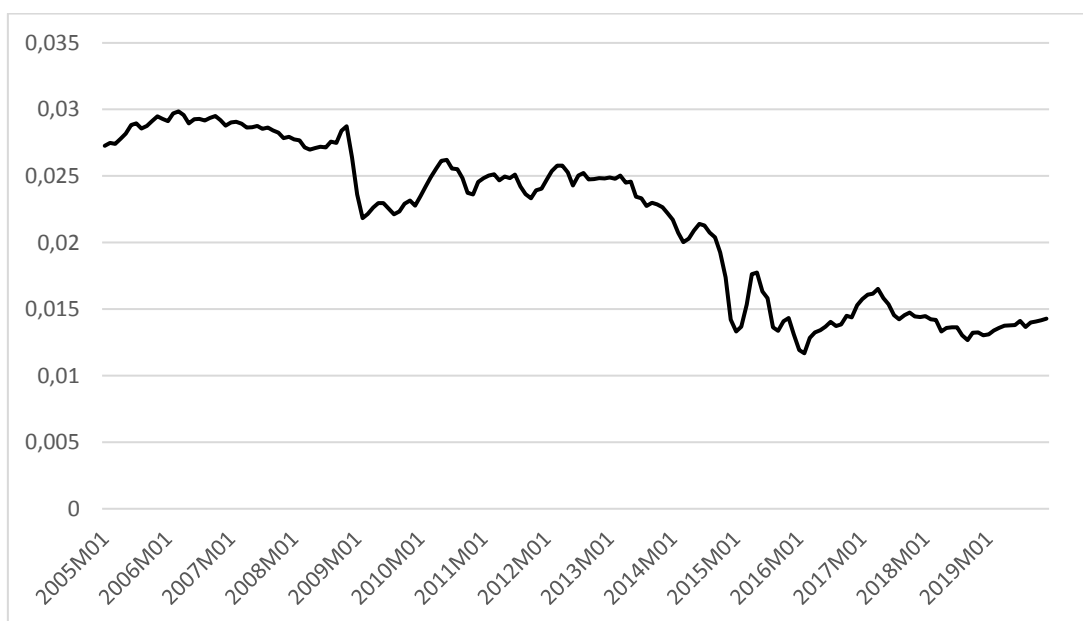
7.3 Ulkomaalaiset matkailijat

Ulkomaalaisten matkailijoiden määrä noudattelee vahvasti venäläisten matkailijoiden määrää Etelä-Karjalassa. Kaikkien ulkomaisten matkailijoiden määrä on kasvanut vuonna 2000 saapuneesta 37 637 matkailijasta vuonna 2019 saapuneeseen 120 662 matkailijaan. Ulkomaisten matkailijoiden huippu saavutettiin vuonna 2013, sen ollessa 229 028 matkailijaa. Muiden kuin venäläisten matkailijoiden määrä on pysynyt vuosikymmenten ajan stabiilina. Ulkomaisten matkailijoiden luoma matkailukysyntä noudattaakin Etelä-Karjalassa vahvasti venäläisten matkailijoiden määrää.



Kuvio 11: Etelä-Karjalaan saapuneet ulkomaalaiset matkailijat asuinmaittain 2000-2019

Kuviossa 11 on selkeästi havaittavissa venäläisten matkailijoiden merkitys ulkomaisten matkailijoiden kysynnässä Etelä-Karjalassa. Saapuneiden venäläisten matkailijoiden määrään on viime vuosikymmenten aikana vaikuttanut suuresti ruplan kurssin heilahtelut. Vuoden 2008 pieni notkahdus, sekä vuosien 2013 ja 2014 aikana tapahtunut romahdus venäläisten matkailijoiden määrissä on merkittävimmiltä osin seurausta ruplan kurssin heilahteluista.

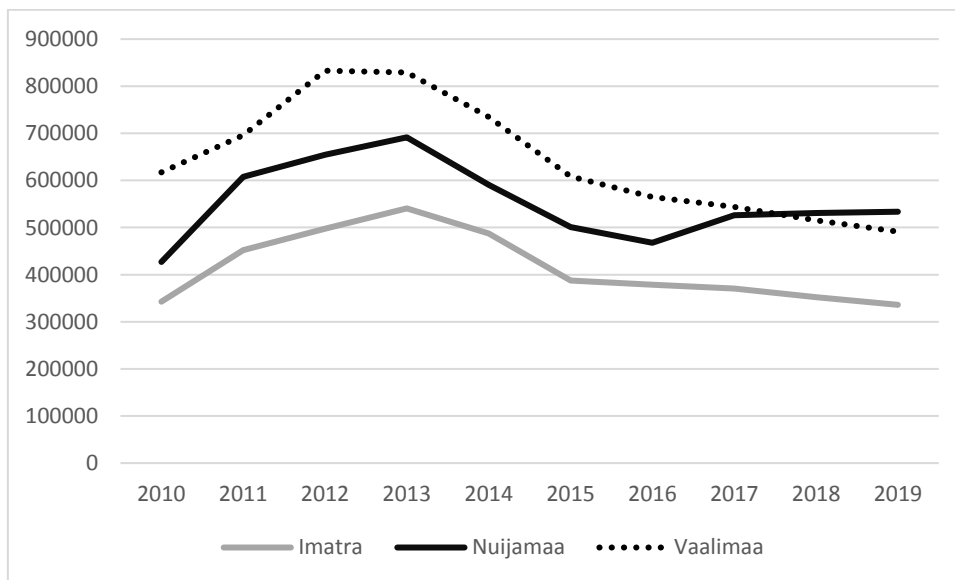


Kuvio 12: Venäjän ruplan kurssi suhteessa euroon, kuukausittainen keskiarvo (EKP)

Kuviossa 12 on esitetty Venäjän ruplan valuuttakurssi suhteessa euroon kuukausittaisina keskiarvoina vuosilta 2005-2019. Ruplan kurssissa on havaittavissa ensimmäinen notkahdus vuoden 2009 alussa, jonka vaikutus heijastuu kuviossa

11 nähtävään ulkomaisten matkailijoiden määrän notkahdukseen vuoden 2009 aikana. Ruplan kurssissa tapahtui selkein romahdus vuosien 2013 ja 2014 aikana. Ruplan romahtamisesta seurannut venäläisten matkailijoiden madaltunut osto-voima Suomessa heijastuu kuvion 11 venäläisten matkailijoiden vähentyneeseen määrään vuodesta 2014 alkaen. Ruplan kurssin heilahteluiden tasaannuttua on venäläisten matkailijoiden kysyntä lähtenyt viimeisten vuosien aikana hitaasti elpymään.

Kaakkois-Suomen alueella sijaitsevat Suomen ja Venäjän välisen rajan kolme vilkkainta kansainvälistä rajanylityspaikkaa – näistä kaksi: Nuijamaan ja Imatran rajanylityspaikat Etelä-Karjalassa. Etelä-Karjalaa voidaankin pitää tärkeimpänä porttina Venäjälle ja päinvastoin, joka näkyy selkeästi myös maakunnan liikenteessä. Kaiken kaikkiaan Etelä-Karjalassa sijaitsee kolme kansainvälistä rajanylityspaikkaa. Maantieliikenteen rajanylityspaikkoja ovat Imatra ja Nuijamaa, rautatieliikenteen ylityspaikkoja ovat Imatra ja Vainikkala. Lisäksi Parikkalan tilapäistä maantieliikenteen ylityspaikkaa käytetään tavarakuljetuksiin sekä erikoisluvalla henkilöliikenteelle Suomen ja Venäjän kansalaisille. Parikkalan rajanylityspaikka on tarkoitus muuttaa lähitulevaisuudessa kansainväliseksi rajanylityspaikaksi, joka tulisi lisäämään kansainvälistä liikennettä Etelä-Karjalan maakuntaan. Maantieliikenteen lisäksi Lappeenrannassa sijaitsee kansainvälinen lentoasema, joka matkustajamäärillä mitattuna oli vuonna 2019 Suomen lentokentistä 13. suurin. (Tilastokeskus 2020).



Kuvio 13: Rajaliikenne Kaakkois-Suomen raja-aseilla 2010-2019: Kaikki liikennevälineet yhteensä (STAT)

7.4 Matkailun näkymät Etelä-Karjalassa

Työ- ja elinkeinoministeriön 2020 julkaistussa Alueelliset kehitysnäkymät -raportissa koko Suomen matkailualan tilannetta pidetään vaikeana. Etelä-Karjalassa matkailun tilannetta pidetään kuitenkin erityisen haastavana. Vuoden 2020 heinäkuussa rekisteröidyt yöpymiset vähenivät edellisvuoteen verrattuna 8%. Vähennystä tasapainotti kotimaisten yöpyjien määrän kasvaminen 22%, kun taas ulkomaisten yöpyjien määrä väheni jopa 95%, mikä oli suurinta maakuntien välisessä vertailussa. Maakunnan tilannetta vaikeuttaa entisestään liikematkustajien väheneminen, sillä Lappeenrannan hotelliöpyjistä liikematkailijoiden osuus oli vuonna 2019 noin 26%. Kysynnän odotetaan elpyvän vain osittain ja hitaasti, etäkokoustopojen yleistyessä ja jäädessä osaltaan myös pysyväksi järjestyksi. Heikentyneen matkailutilanteen vaikutukset heijastuvat myös maakunnan kauppaan, palveluihin ja ravintola-alaan. TAK-rajatutkimuksen mukaan Suomen ulkorajojen sulkeminen COVID19-epidemian vuoksi vähentää maakunnan matkailutuloja 25,4 miljoonaa euroa kuukaudessa, ja kaupan ja palvelualojen arvolisäveroton liikevaihto laskee lähes 22 miljoonaa euroa kuukaudessa. Maakunnan ollessa riippuvainen erityisesti venäläisistä matkailijoista voidaan matkailualan tulevaisuus nähdä hyvin vaikeasti ennakoitavana. (Työ- ja elinkeinoministeriö, 2020.)

8 AINEISTO JA MENETELMÄ

Tässä tutkimuksessa käytetään Box-Jenkins menetelmään pohjautuvaa kausittaista ARIMA-mallia Etelä-Karjalan matkailun kysynnän mallintamiseen ja tulevien vuosien ennusteiden tekemiseen. ARIMA-mallit ovat olleet laajasti käytössä erityisesti matkailun kysynnän ennustamisessa, ja sitä voidaan pitää sopivana metodina lyhyen aikavälin ennusteiden mallintamiseen.

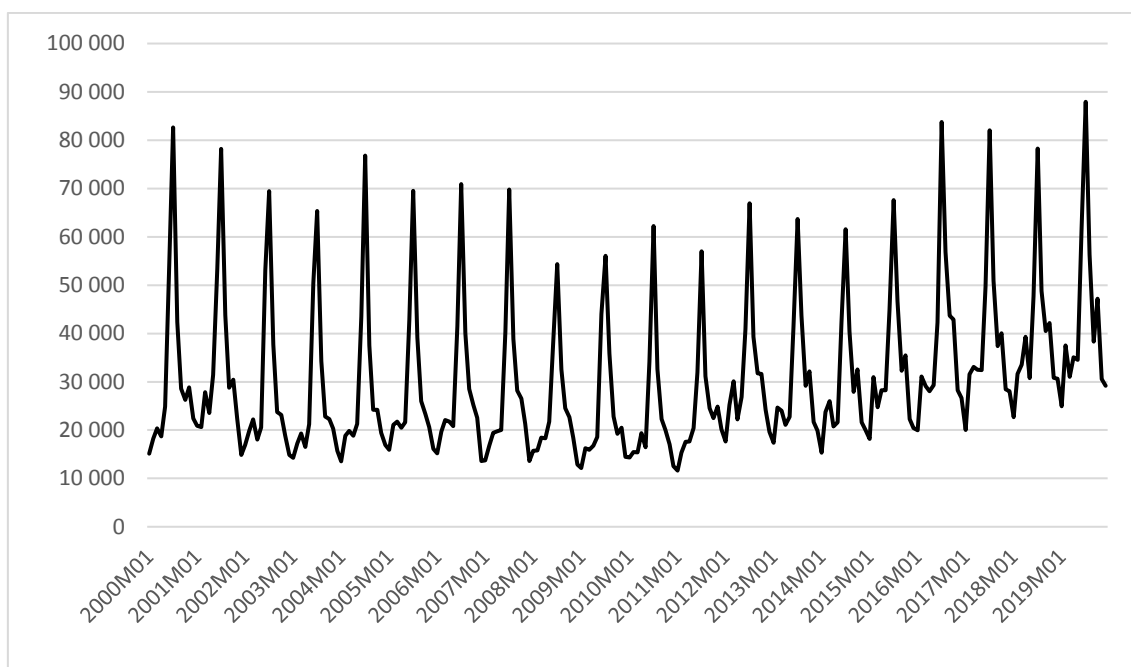
8.1 Aineisto

Tutkimuksen aineistona käytetään Tilastokeskuksen kuukausittaisia yöpymisiä Etelä-Karjalassa vuosien 2000-2019 välillä. Tilastokeskuksen majoitustilasto sisältää maakuntatasolla tarkasteltuna olevaa tietoa rekisteröityjen majoitusliikkeiden yöpymisistä asuinmaittain. Tässä tutkimuksessa käytettäviin majoitustilastoihin on sisällytetty kaikki rekisteröidyissä majoitusliikkeissä tilastoidut yöpymiset, rajaamatta yöpymisiä majoitusliikkeen tyyppin mukaan. Aineisto rajataan matkailijan asuinpaikan mukaisesti kotimaan matkailijoihin ja ulkomaalaisiin matkailijoihin. Tilastokeskuksen ennakkotietoina annettuja vuoden 2020 yöpymistilastoja käytetään vertailukohtana saatujen ennustettujen tulosten vertailuun.

Matkailun kysynnän mittariksi tutkimuksessa on valittu rekisteröityjen yöpymisten määrä. Yleisesti matkailun kysynnän tutkimuksissa mittarina käytetään useimmiten saapuneiden matkailijoiden määrää. Kaikkien Etelä-Karjalaan saapuneiden matkailijoiden yöpymisten pituus on ollut keskimäärin 1,8 yötä. Keskimääräinen matkan pituus majoitusliikkeissä vietettyjen öiden määrissä mitattuna on pysynyt koko tarkasteltavana ajanjaksona likipitään samana. Tämä on havaittavissa myös vertaamalla kuvioita 6 ja 7. Kotimaisten ja ulkomaalaisten matkailijoiden matkan kestoilla ei majoitusliikkeissä vietettyjen öiden määrissä mitattuna niinkään ole merkittävää eroa. Etelä-Karjalaan saapuvien matkailijoiden voidaan olettaa viettävän suhteellisen lyhyen aikaa maakunnassa. Valitsemalla rekisteröidyt yöpymiset mittariksi on pyritty sisällyttämään maakunnan matkailun kysyntä koko laajuudessaan tutkimukseen. On kuitenkin huomattava, että tarkasteltavalla aikavälillä molemmat mittarit, saapuneiden matkailijoiden ja rekisteröityjen yöpymisten määrä, noudattavat hyvin samansuuntaista trendiä, jonka myötä mittarin valinnalla näiden kahden välillä ei ole merkittävää vaikutusta tutkimuksen tuloksiin.

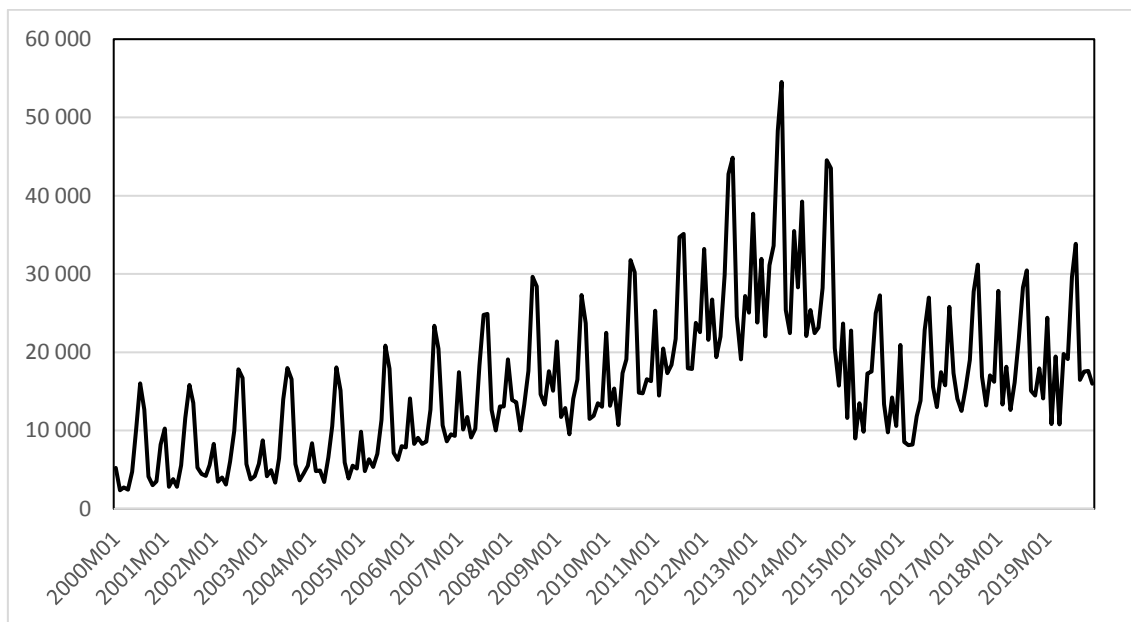
8.2 Matkailuyöpymiset Etelä-Karjalassa

Kuviossa 11 ja 12 on esitetty kotimaisten ja ulkomaisten matkailijoiden rekisteröidyt yöpymiset kuukausittain Etelä-Karjalassa vuosien 2000 ja 2019 välisenä aikana. Kuukausittaisista kuvioista voi havaita matkailun kausiluonteisuuden; kesäkuukausina suurimmat arvot, ja talvikuukausina vähimmäisarvot, toisin sanoen matkailijoiden majoitusliikkeissä viettämät yöt riippuvat vuodenaikasta. Yksittäisten vuosien aikana yöpymismäärien varianssi on hyvin suurta, mutta kuukausittaisuus noudattaa selkeää säännönmukaisuutta. Kotimaisten matkailijoiden yöpymisten määrä on pysynyt tarkasteltavan ajanjakson aikana suhteellisen säännöllisenä. Kuviossa 14 vuoden 2011 jälkeinen nouseva trendi suomalaisten yöpymisten määrässä on selkeästi havaittavissa myös kuukausittaisessa tarkastelussa.



Kuvio 14: Kotimaisten matkailijoiden kuukausittaiset yöpymiset Etelä-Karjalassa 2000-2019

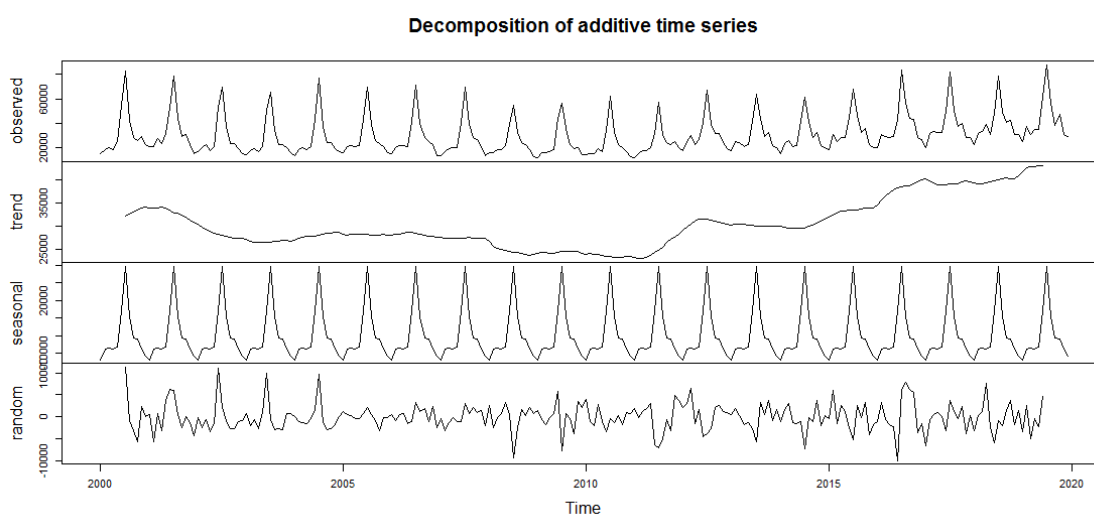
Ulkomaisten matkailijoiden kohdalla yöpymisten määrän trendi on ollut vahvasti nouseva aina vuoteen 2014 asti. Kuviossa 11 esitellyn vuosittaisten yöpymisten määrän mukaan vuoden 2014 kysynnän romahdus on seurausta venäläisten matkailijoiden äkillisestä vähentymisestä.



Kuvio 15: Ulkomaisten matkailijoiden kuukausittaiset yöpymiset Etelä-Karjalassa 2000-2019

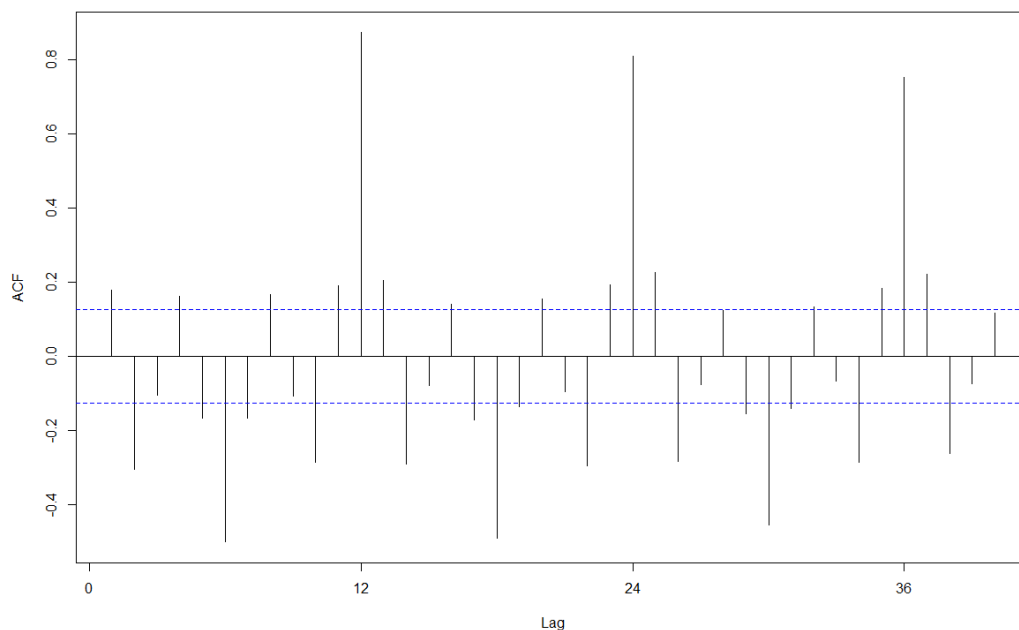
8.3 Suomalaisen yöpymiset Etelä-Karjalassa

Tutkimuksessa mallinnetaan suomalaisten ja ulkomaalaisten yöpymiset Etelä-Karjalassa vuosina 2000-2019 ja tehdään aikaisempaan tilastoaineistoon perustuvat ennusteet vuosille 2020-2023. Aikasarjojen mallintamiseen ja ennusteiden toteuttamiseen käytetään R-tilastointiohjelmaa.



Kuvio 16: Suomalaisen yöpymiset Etelä-Karjalassa 2000-2019 hajontagraafit

Kuvio 16 esittää suomalaisten yöpymiset Etelä-Karjalassa 2000-2019, sekä eriteltyt graafit aikasarjan trendi-, kausi- ja satunnaiskuvaajista. Kuvaajista on havaittavissa selkeä kausiluonteisuus, sekä viimeisten 10 vuoden ajalta selkeästi noususuuntainen trendi. Lisäksi aikasarjan keskiarvon voidaan jo kuvaajasta huomata vaihtelevan ajanjakson aikana. ARIMA-mallin käyttäminen edellyttää aikasarjan stationaarisuutta. Aikasarjan varianssin tasaamiseksi muutetaan aineisto ensin logaritmuotoon. Trendien tasaamiseksi tehdään aikasarjalle ensimmäisen asteen differointi ($d=1$). Tarkastellaan logaritmoidun ja differoidun aikasarjan autokorrelaatiokuvaajaa:



Kuvio 17: Logaritmoidun ja differoidun suomalaisten yöpymisten ACF-kuvaaja

Kuvion 17 autokorrelaatiokuvaajassa on havaittavissa selkeät piikit kausittaisella frekvenssillä: viiveillä 12, 24 ja 36. Kausittaisten piikkien välillä olevat viivekerroimet ovat merkittävästi pienempiä, ja noudattavat säännönmukaisuutta. Tästä voidaan päätellä aikasarjassa olevan kausittaisuutta. Aikasarjan kausittaisuuden poistamiseksi tehdään kausidifferointi 12 kuukauden syklillä ($D=1$). Kausidifferoinnissa jokaisesta havaitusta arvosta vähennetään sen aikaisemman vuoden vastaava arvo:

$$y'_t = y_t - y_{t-m} \quad (24)$$

jossa m on kausien määrä, tässä tapauksessa 12 kuukautta.

Laajennettua Dickey-Fullerin testiä käyttämällä voidaan varmistaa, onko muunnetulla aikasarjalla jäljellä olevaa yksikköjuurta. Asetetaan ADF-testin viipeiden määräksi kuukausiaineiston mukaisesti 12. Logaritmoidun, differoidun ja kausidifferoidun aikasarjan ADF-testi antaa tulokseksi:

```

Augmented Dickey-Fuller Test

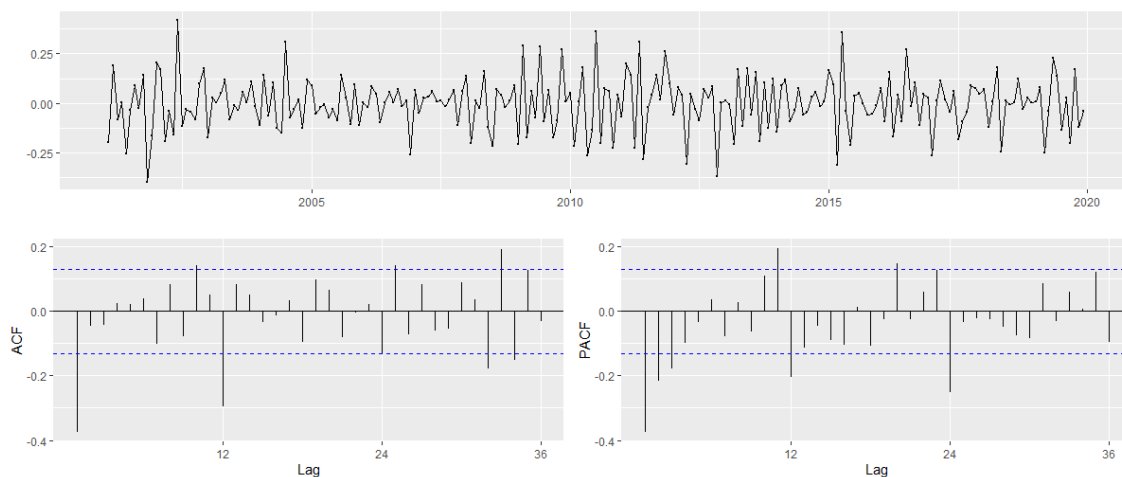
data:  ddl_suomi
Dickey-Fuller = -5.3726, Lag order = 12, p-value =
0.01
alternative hypothesis: stationary

Warning message:
In adf.test(ddl_suomi, k = 12) : p-value smaller than printed p-
value

```

Taulukko 3: Suomalaisten yöpymisten muunnetun aikasarjan ADF-testin tulokset

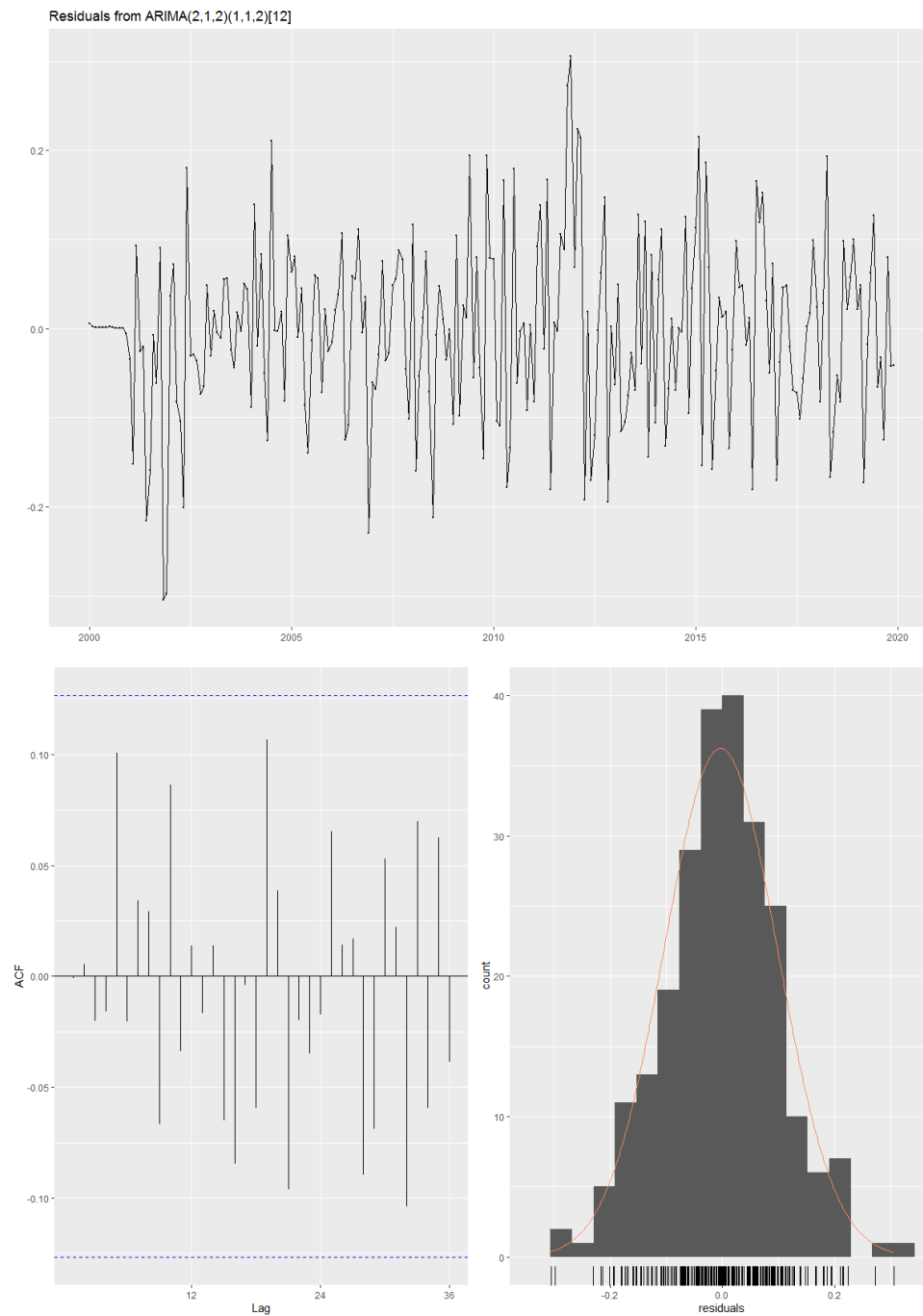
ADF-testin p-arvo on lähes nolla, jolloin se on riittävän pieni nollahypoteesin hylkäämiseksi. voidaan varmistua aikasarjan stationaarisuudesta.



Kuvio 18: Suomalaisten yöpymisten logaritmoitu aikasarja, ensimmäisen asteen differoinnin ja kausidifferoinnin jälkeen. ACF ja PACF kuvaajat

Kuviossa 18 on kuvattuna logaritmoitu aikasarja ensimmäisen asteen differoinnin ja kausidifferoinnin jälkeen. Aikasarjan autokorrelaatio (ACF) ja osittaisautokorrelaatio (PACF) kuvaajia tarkastelemalla voidaan rakentaa sopivaa ARIMA-mallia. Verrattuna kuviossa 13 esitettyyn logaritmoidun ja differoidun aikasarjan ACF-kuvaajaan, on kausidifferoinnin jälkeiset ACF ja PACF -kuvaajat vaikeammin tulkittavia. Sekä ACF että PACF kuvaajissa on havaittavissa selkeät piikit viiveillä 1 ja 12. Lisäksi PACF kuvaajasta on tulkittavissa autokorrelaatiota monilla eri viiveillä. Yksiselitteisesti ACF ja PACF kuvaajia tulkitsemalla on vaikea valita sopivaa mallia, joten valitaan sopiva malli minimoimalla informaatiokriteereitä AIC, AICc ja BIC.

R:n *forecast* paketin *auto.arima* -funktio etsii sopivan mallin aikasarjalle yhdistämällä yksikköjuuri -testejä, AICc kriteerin minimointia ja suurimman uskottavuuden estimointia (MLE) (Hyndman & Athanasopoulos, 2018). Potentiaalisista $ARIMA(p,1,q)(P,1,Q)_{12}$ malleista sopivin on $ARIMA(2,1,2)(1,1,2)_{12}$.



Kuvio 19: ARIMA(2,1,2)(1,1,2)₁₂ -mallin jäännösarvojen ACF-kuvaaja ja jakauma

Ljung-Box test

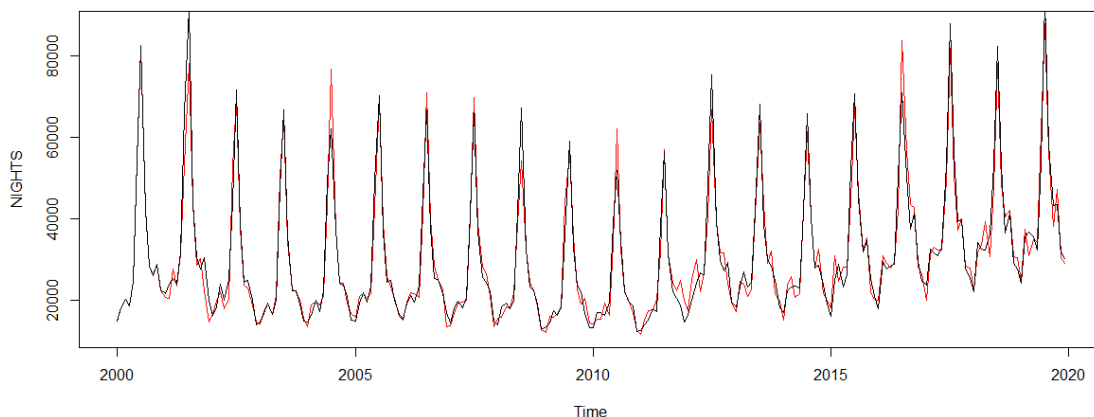
```
data: Residuals from ARIMA(2,1,2)(1,1,2)[12]
Q* = 16.952, df = 17, p-value = 0.4576
```

```
Model df: 7. Total lags used: 24
```

Taulukko 4: ARIMA(2,1,2)(1,1,2)₁₂ jäännösarvojen Ljung-Box testin tulokset

Potentiaalisimman mallin valinnan jälkeen on syytä tarkastaa mallin jäännösarvot. Kuviossa 19 esitetyn jäännösarvojen ACF -kuvaajasta voidaan havaita kaikilla viivearvoilla olevien piikkien olevan merkitsevyysrajojen sisällä, joten jäännösarvojen voidaan olettaa olevan valkoista kohinaa. Myös jäännösarvojen jakauma noudattaa normaalijakaumaa. Jäännösarvoille tehty Ljung-Box -testi, viivetasolla 24, antaa p-arvoksi: 0,4576. Tämän perusteella voidaan todeta, että residuaalit ovat itsenäisiä, eikä niissä ole enää keskinäistä autokorrelaatiota.

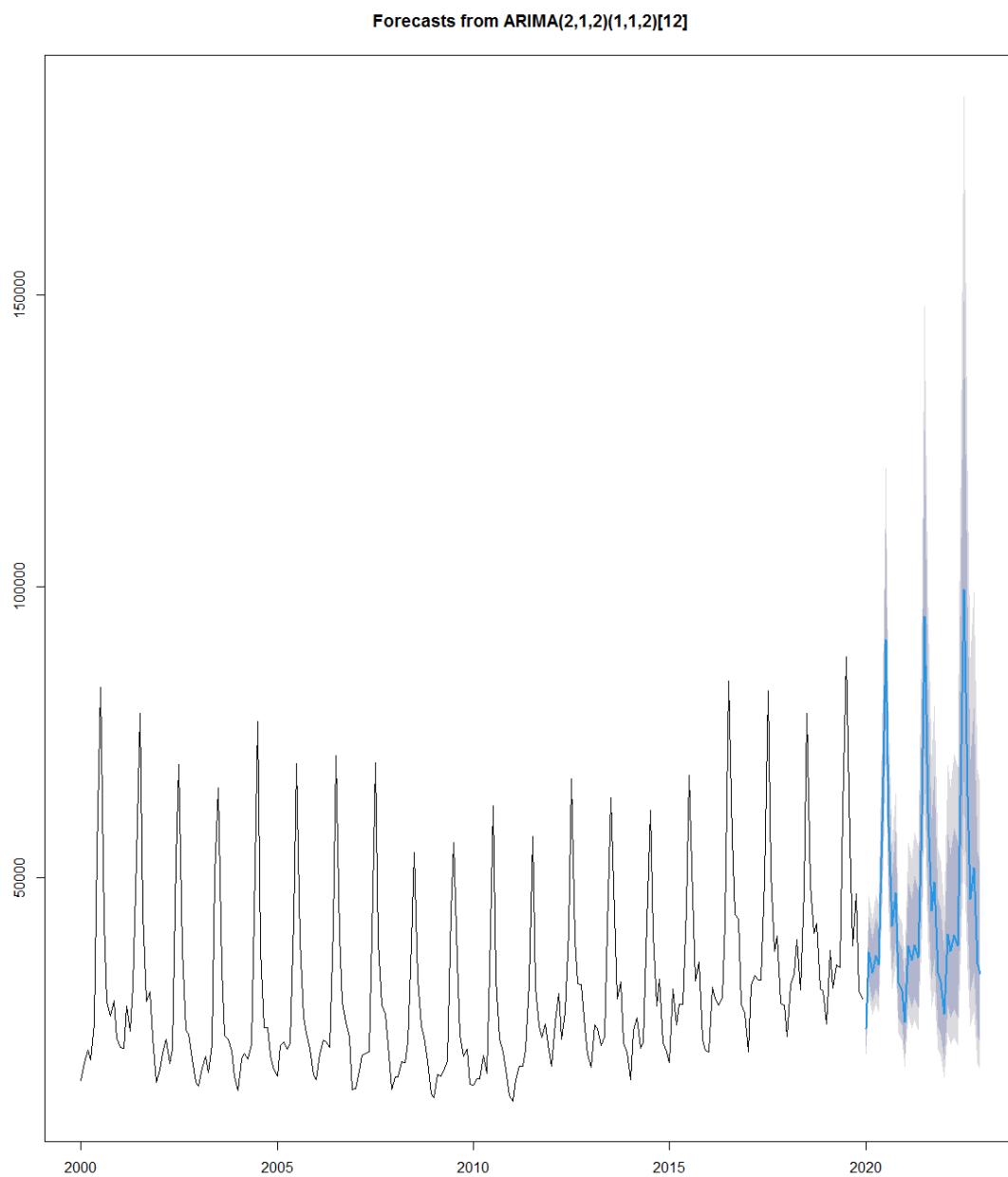
Vertailtaessa valittua $ARIMA(2,1,2)(1,1,2)_{12}$ -mallia alkuperäiseen aineistoon graafisesti, voidaan todeta sen mallintavan riittävän hyvin tarkasteltavaa aineistoa. Kuviossa 20 musta graafi on alkuperäinen aineisto suomalaisten yöpymisistä Etelä-Karjalassa 2000-2019, ja punainen graafi ARIMA-mallinnus suomalaisten yöpymisistä.



Kuvio 20: Alkuperäinen aineisto ja ARIMA-mallinnus

Hyväksytään $ARIMA(2,1,2)(1,1,2)_{12}$ sopivaksi malliksi suomalaisten yöpymisten ennustamiseen, ja tehdään sillä ennuste vuosille 2021-2023.

Kuviossa 5 on esitetty kotimaisten matkailijoiden yöpymisten ARIMA-mallinnus 2000-2019, sekä ennustearvot seuraaville 36 kuukaudelle 95- ja 80 prosentin luottamusväleillä. Ennustetut yöpymismäärät on koottu taulukkoon 5 kokonaisluvuiksi pyöristettyinä.



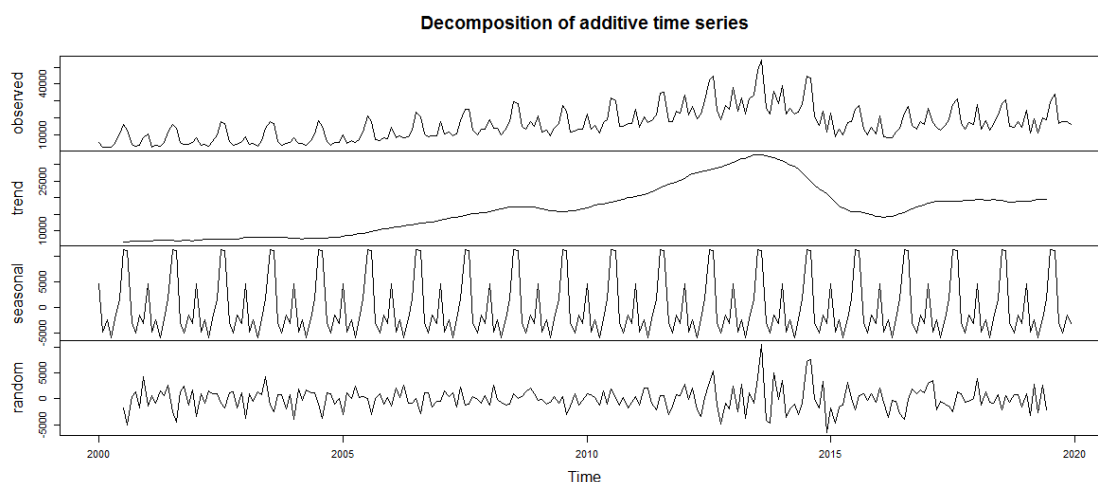
Kuvio 21: ARIMA(2,1,2)(1,1,2)₁₂ -ennuste suomalaisten yöpymisistä vuosille 2020-2022, 95 ja 80 -luottamusväleillä.

	2020	2021	2022
Tammikuu	24 026	25 143	26 478
Helmikuu	37 242	38 325	40 231
Maaliskuu	33 690	35 774	37 401
Huhtikuu	36 550	38 490	40 114
Toukokuu	34 971	36 337	38 226
Kesäkuu	59 582	60 739	63 980
Heinäkuu	90 857	94 794	99 552
Elokuu	58 840	61 114	64 022
Syyskuu	41 664	44 314	46 241
Lokakuu	47 440	49 237	51 608
Marraskuu	31 979	33 699	35 257
Joulukuu	30 554	32 145	33 558

Taulukko 5: ARIMA(2,1,2)(1,1,2)₁₂-ennusteet suomalaisten matkailijoiden yöpymisistä Etelä-Karjalassa 2020-2022

8.4 Ulkomaalaisten yöpymiset Etelä-Karjalassa

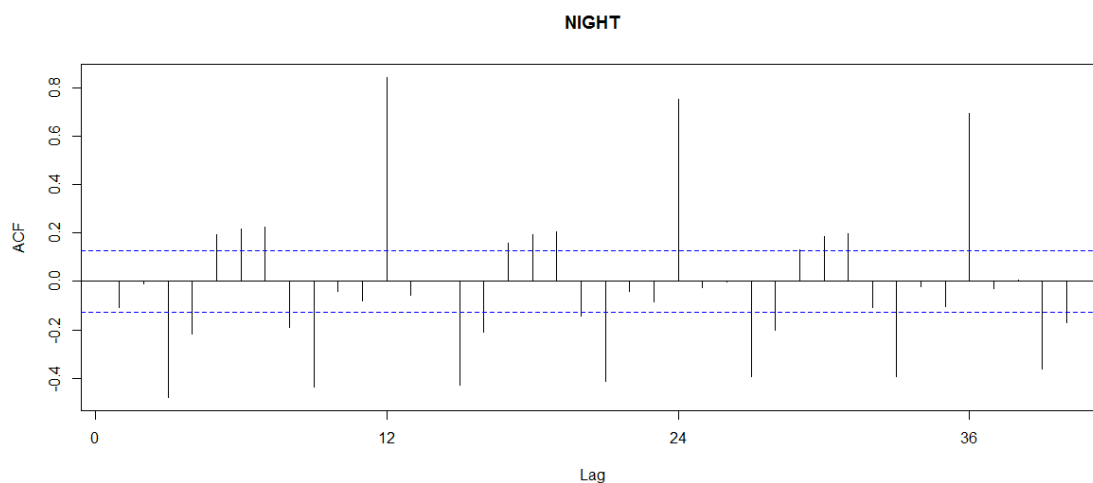
Suomalaisten yöpymisten lisäksi tarkastellaan erikseen ulkomaalaisten yöpymiä Etelä-Karjalassa 2000-2019. Kuviossa 22 on esitettyä ulkomaalaisten matkailijoiden yöpymiset Etelä-Karjalassa 2000-2019, ja tarkasteltavasta aikasarjasta eritellyt trendi-, kausi- ja satunnaiskomponentit.



Kuvio 22: Ulkomaalaisten yöpymiset Etelä-Karjalassa 2000-2019 hajontagraafit

Varianssin tasoittamiseksi on jälleen tarpeellista logaritmoida aikasarja. Box-Cox-muunnoksella laskettu optimaalinen lambda arvo on 0,544, joten yksinkertaisuuden vuoksi annetaan lambda arvo =0, joka vastaa luonnollista logaritmia.

Vastaavasti trendin poistamiseksi suoritetaan 1-asteen differointi ($d=1$), jonka jälkeen tulkitaan muokatun aikasarjan ACF-kuvaaja:



Kuvio 23: Logaritmoidun ja differoidun ulkomaisten yöpymisten ACF-kuvaaja

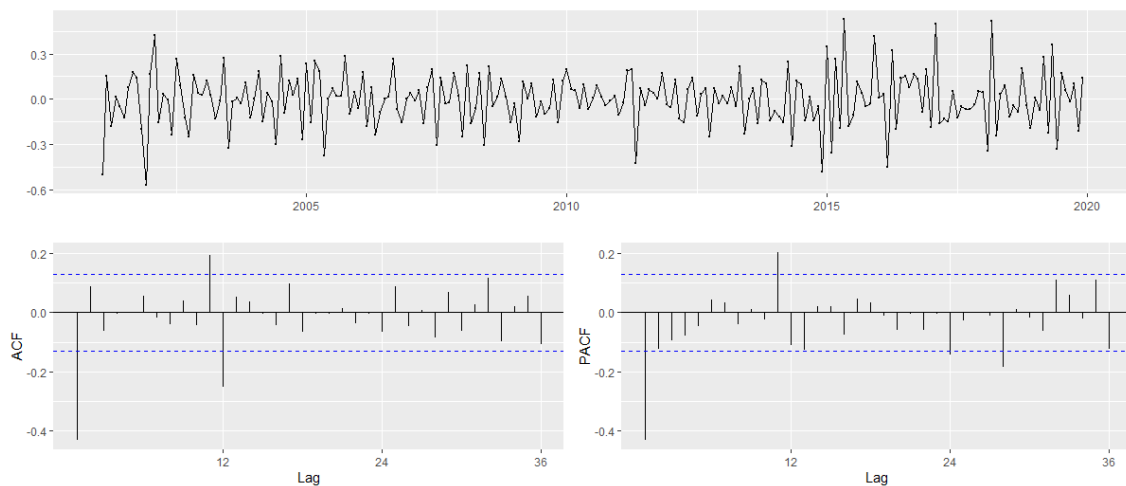
Vaikka ACF antaa positiivisia korrelaatioita suurillakin viiveillä, on ensimmäinen viive negatiivinen, jonka takia ei ole syytä useammalle differointiasteelle. Useammalla differoinnilla ACF-kuvaajan ensimmäinen viive on voimakkaasti negatiivinen, joka viittaa ylidifferointiin. Tarkasteltavassa ACF-kuvaajassa on selkeät piikit viiveiden 12, 24 ja 36 kohdalla, joka jälleen vahvistaa selkeän kausiluonteisuuden, jolloin myös kausidifferointi on tarpeen ($D=1$).

Ulkomaalaisten yöpymisten aikasarjan ADF-testin p-arvo on lähes nolla, jolloin voidaan varmistua käsiteltävän aikasarjan stationaarisuudesta:

```
Augmented Dickey-Fuller Test
data: ddl_ulkomaat
Dickey-Fuller = -13.964, Lag order = 12, p-value =
0.01
alternative hypothesis: stationary

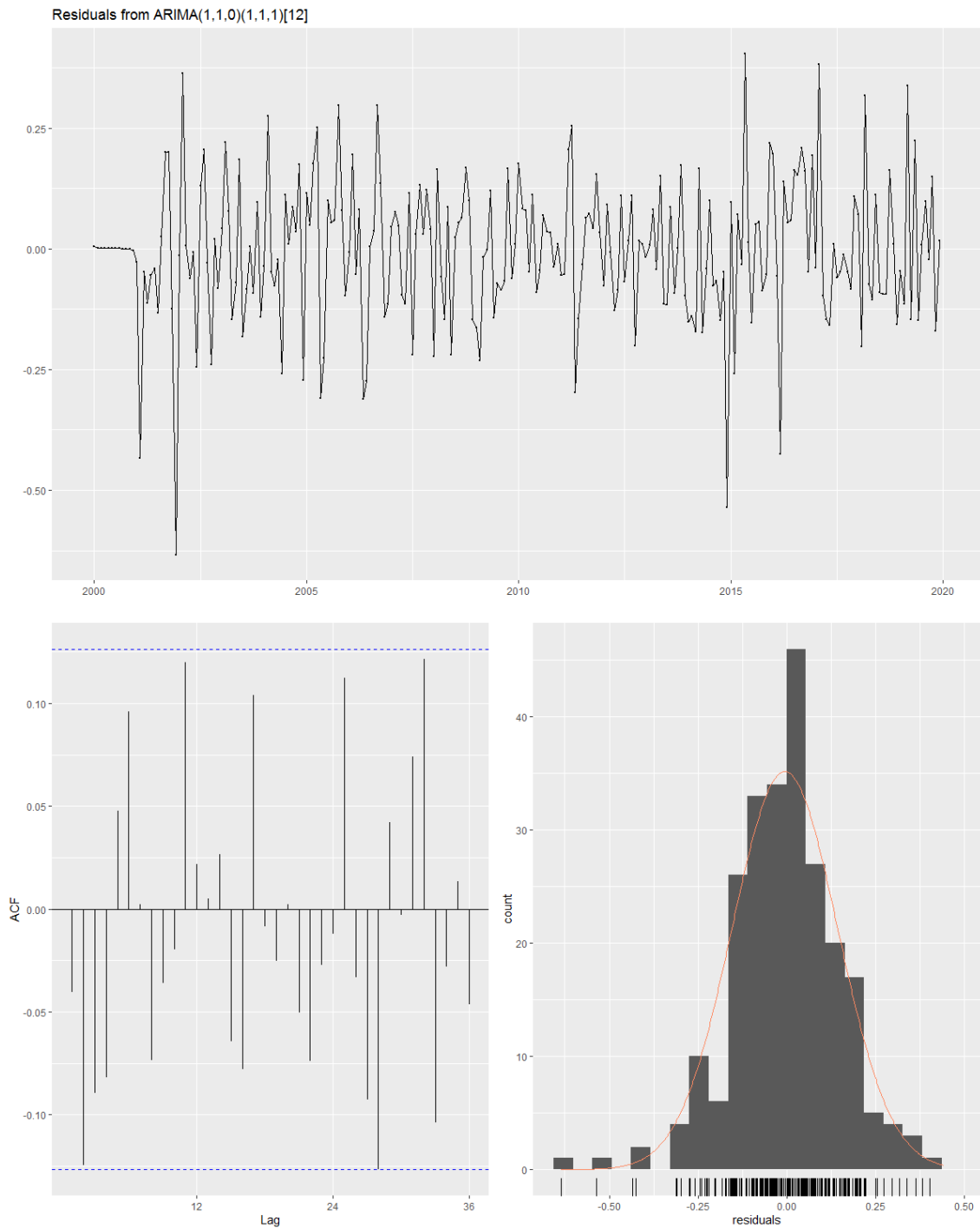
Warning message:
In adf.test(ddl_ulkomaat, k = 12) : p-value smaller than printed p-
value
```

Taulukko 6: Ulkomaalaisten yöpymisten muunnetun aikasarjan ADF-testin tulokset



Kuvio 24: Ulkomaalaisten yöpymisten logaritmoitu aikasarja, ensimmäisen asteen differoinnin ja kausidifferoinnin jälkeen. ACF ja PACF kuvaajat

Kuviossa 24 ACF-kuvaajan piikit vaimenevat lähelle nollaa heti ensimmäisen viiveen jälkeen, jolloin mallin MA-järjestykseksi tulisi MA(0). PACF kuvaajan ensimmäiset viiveet viittaisivat AR(1) -malliin. Kausiosan järjestykseen tarkastellaan ACF ja PACF -kuvaajien kausiviiveitä (12, 24, 36), jotka viittaisivat $P=1$ ja $Q=1$. Testataan ARIMA(1,1,0)(1,1,1)₁₂ mallia.



Kuvio 25: ARIMA(1,1,0)(1,1,1)₁₂ -mallin jäännösarvojen ACF-kuvaaja ja jakauma

```

Ljung-Box test

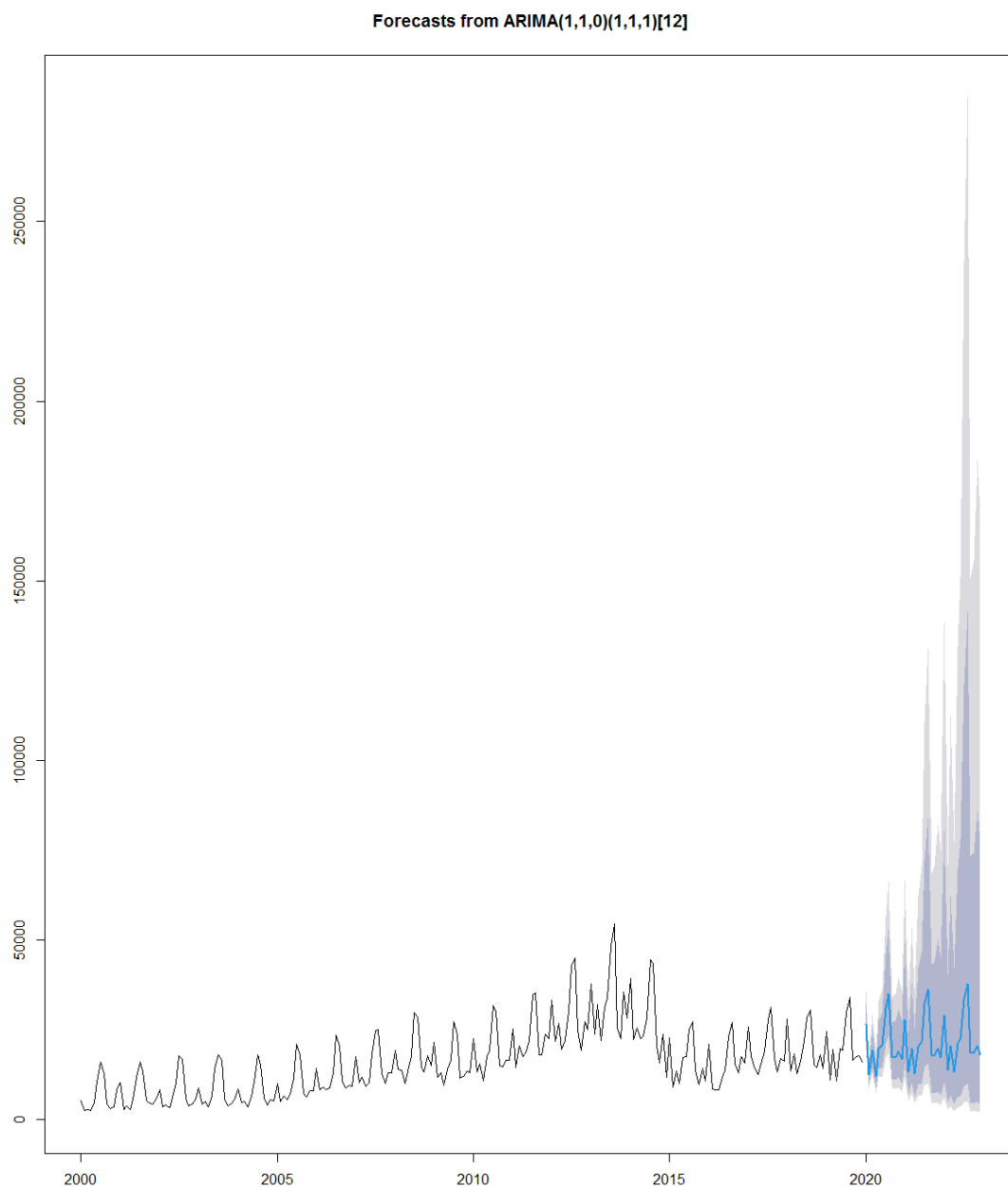
data: Residuals from ARIMA(1,1,0)(2,1,2)[12]
Q* = 25.001, df = 19, p-value = 0.1605

Model df: 5. Total lags used: 24

```

Taulukko 7: ARIMA(1,1,0)(1,1,1)₁₂ jäännösarvojen Ljung-Box testin tulokset

Taulukon 7 Ljung-Box testin tulokset antavat p-arvoksi 0,1605, jonka perusteella voidaan todeta, ettei residuaaleilla ole autokorrelaatiota. Kuviossa 25 esitetyn residuaalien jakauman vasen puoli on hieman liian pitkä, ja vastaavasti nollan oikealla puolella on selkeää poikkeamaa. Residuaalien ACF-kaavio osoittaa kaikilla viiveillä residuaalien olevan juuri ja juuri merkitsevyysrajojen sisällä. Vaikka mallia on mahdollista parantaa, voidaan tämän mallin todeta olevan riittävän tarkka ennusteiden tekemiseen.



Kuvio 26: ARIMA(1,1,0)(1,1,1)₁₂ -ennuste ulkomaalaisten yöpymisistä vuosille 2020-2022, 95 ja 80 -luottamusväleillä.

Kuviossa 26 on esitetty ulkomaalaisten yöpymisten ARIMA-mallinnus 2000-2019 sekä ennuste vuosille 2020-2022 95- ja 80 prosenttien luottamusväleillä.

Esitetyn ennusteen luottamuusväleistä voidaan havaita, ettei tehty ennuste ole kovinkaan luotettava 12 kuukautta pidemmällä ajanjaksolla. Taulukossa 8 on koottuna ulkomaisten matkailijoiden yöpymisten ennusteet vuosille 2020-2022 pyöristettynä kokonaisluvuiksi.

	2020	2021	2022
Tammikuu	26 367	27 791	28 936
Helmikuu	12 505	13 231	13 787
Maaliskuu	19 150	19 679	20 381
Huhtikuu	11 982	12 605	13 119
Toukokuu	19 629	20 176	20 897
Kesäkuu	20 664	21 627	22 485
Heinäkuu	31 016	32 254	33 487
Elokuu	35 004	36 297	37 663
Syyskuu	17 352	18 066	18 761
Lokakuu	17 251	17 705	18 332
Marraskuu	18 893	19 738	20 513
Joulukuu	16 595	17 225	17 877

Taulukko 8: ARIMA(1,1,0)(1,1,1)₁₂ -ennusteet ulkomaisten matkailijoiden yöpymisistä Etelä-Karjalassa 2020-2022

9 TUTKIMUKSEN TULOKSET

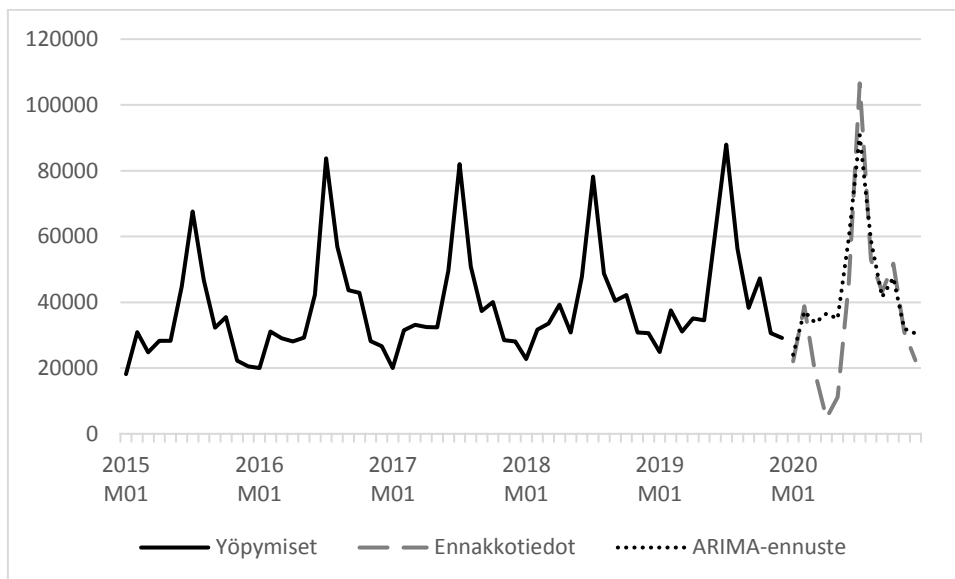
9.1 Yleistä

Tutkimuksessa tutustuttiin erilaisiin tapoihin mallintaa matkailun kysyntää. Etelä-Karjalan maakunnan matkailun kysynnän mallintamiseksi tutkimuksessa päädyttiin käyttämään ARIMA-mallia, joka on ollut merkittävästi käytetty menetelmä viimeisten vuosikymmenten aikaisissa tutkimuksissa. Kysynnän mittariksi valittiin rekisteröityjen yöpymisten kokonaismäärä niin kotimaisten kuin ulkomaisten matkailijoiden osalta. Sopivien ARIMA-mallien valinnan jälkeen tuotettiin 36 kuukauden ennusteet kotimaisten ja ulkomaisten matkailijoiden yöpymisten määristä Etelä-Karjalassa. Tehdyt ennusteet perustuvat vuosien 2000-2019 välillä tilastoituihin yöpymismääriin Etelä-Karjassa. Sekä kotimaisten matkailijoiden että ulkomaisten matkailijoiden kysyntä on ollut tarkasteltavalla aikavälillä nousujohteisia. Mallin antamat ennusteet noudattavat historiallisen aikasarjan kanssa samansuuntaista, nousevaa trendiä. Tutkimuksen aikana Kiinasta alkanut koronavirusepidemia laajeni vuoden 2020 aikana maailmanlaajuisesti pandemiaksi, ja sen vaikutukset näkyvät myös Suomen ja Etelä-Karjalan matkailun kysynnässä vahvasti.

Yleisesti ottaen matkailun kysyntä on Etelä-Karjalassa ollut nousujohteisessa trendissä niin kotimaisten kuin ulkomaalaisten matkailijoiden kohdalla. Ulkomaalaisten matkailu Etelä-Karjalassa on vahvasti riippuvainen Venäjän matkailukysynnästä, ja noin joka viides ulkomaalainen matkailija Etelä-Karjalassa on venäläinen. Venäläisten matkailijoiden kysyntään vaikuttaa merkittävästi ruplan kurssin vaihtelut. Lisäksi Suomen ja Venäjän välinen raja toimii myös Venäjän ja Euroopan unionin välisenä rajana. Venäjän ja EU:n välillä kiristynyt poliittinen tilanne voi tulevaisuudessa vaikuttaa myös Venäjän vastaiseen rajaliikenteeseen. Tämä tekee omalta osaltaan ulkomaalaisten matkailijoiden kysynnän ennustamisesta Etelä-Karjalassa pitkällä aikavälillä erityisen haasteellista.

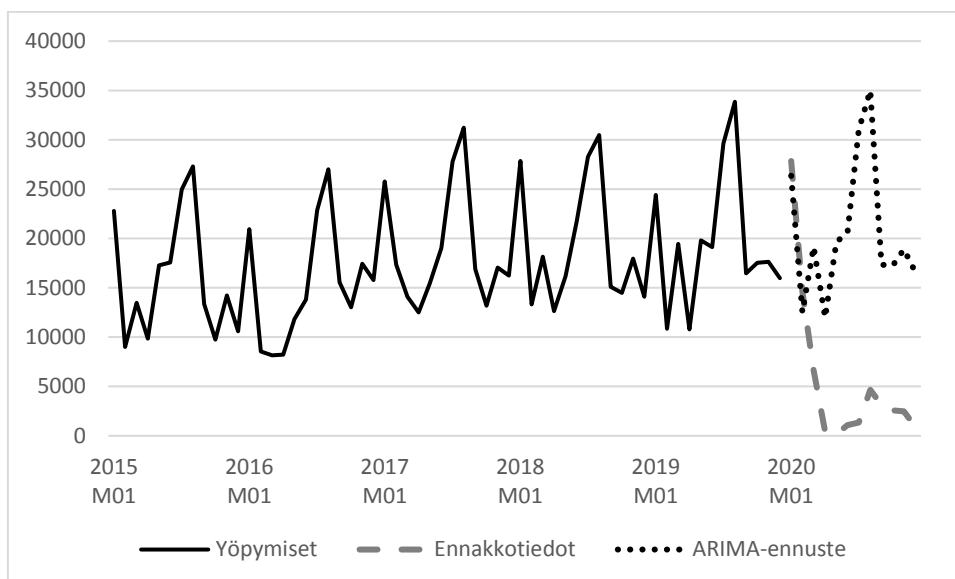
9.2 Tulokset

Tutkimuksen ARIMA-ennusteet tehtiin perustuen vuosien 2000-2019 matkailun kysyntään. Tällä aikavälillä kotimaisten matkailijoiden kysyntä Etelä-Karjalassa on kasvanut tasaisesti.



Kuvio 27: Suomalaisten yöpymiset Etelä-Karjalassa 2015-2019, ja 2020 ennakkotiedot sekä ARIMA-ennuste (leikattu 2000-2020 aineistosta)

Kuviossa 27 on esitetty suomalaisten matkailijoiden yöpymisten määrän ARIMA-mallinnus sekä 36 kuukauden ennuste yhdessä Tilastokeskuksen antamien vuoden 2020 ennakkotietojen kanssa. Kuviota tarkastelemalla voidaan välittömästi havaita selkeä poikkeama kevään 2020 määrissä. Ennakkotietoissa oleva äkillinen romahdus kevään yöpymisten määrässä selittyy koronapandemian aiheuttamilla rajoituksilla. Kevään poikkeaman jälkeen toteutuneet yöpymisten määrät ovat olleet melko tarkasti ennusteen mukaisia. Huomattavaa on, että heinäkuun 2020 ennakkotietojen perusteella suomalaisten yöpymiset Etelä-Karjalassa olivat koko tarkastelujakson korkeimmat, yhteensä 106 565 yöpymistä. Todelliset vaikutukset COVID19-pandemiasta ovat siten suomalaisten matkailukysynnän kohdalla kohdistuneet ennen kaikkea kevään majoitustilastoihin.



Kuvio 28: Ulkomaalaisten matkailijoiden yöpymiset Etelä-Karjalassa 2015-2019, vuoden 2020 ennakkotiedot ja ARIMA-ennuste (leikattu 2000-2020 aineistosta)

Kuviossa 28 on esitettyä ulkomaalaisten matkailijoiden yöpymisten määrän ARIMA-mallinnus vuosille 2015-2019 sekä 36 kuukauden ennuste yhdessä Tilastokeskuksen antamien vuoden 2020 ennakkotietojen kanssa. Vertailtaessa Tilastokeskuksen vuoden 2020 ennakkotietoja tehtyyn ennusteeseen voidaan kahden ensimmäisen kuukauden kysynnän nähdä olevan ennusteiden mukainen. Ulkomaalaisten matkailijoiden kysyntä romahti käytännössä nolleen maaliskuusta 2020 eteenpäin. Tämä romahdus on seurausta COVID-19 pandemian hillitsemiseksi asetetuista matkustusrajoitteista. Etelä-Karjalaan kohdistuvaa ulkomaalaisten matkailukysyntää tarkasteltaessa on huomattavaa, että merkittävin osa kysynnästä tulee Venäjältä. Koronaviruspandemian seurauksena Venäjä sulki maarajansa omilta kansalaisiltaan 30.3.2020 alkaen ja keskeytti kaikki lentoyhteydet ulkomaille 4.4.2020 alkaen. Lentoliikenne pysyi suljettuna 25.1.2021 saakka, sen sijaan maarajan kautta tapahtuva liikenne on toistaiseksi edelleen suljettuna lukuun ottamatta poikkeusryhmiä. (Suomen suurlähetystö -Moskova & Suomen pääkonsulaatti - Pietari, 2021.)

Luotettavien ennusteiden tuottaminen on tärkeää niin matkailuyrityksille ja -organisaatioille. Perinteisillä ennustemalleilla, kuten tässä tutkimuksessa käytetyllä ARIMA-mallilla, voidaan tuottaa luotettavia ennusteita perustuen historialliseen tilastoaineistoon. Tilastolliset ennustemallit eivät kuitenkaan ota huomioon odottamattomien tapahtumien, kuten pandemioiden, katastrofien tai muiden kriisien vaikutuksia ennusteisiin. Tämän tutkimuksen aikana puhjennut COVID-19 pandemia on esimerkki yllättävästä ulkoisesta tekijästä, jonka vaikutus matkailualaan ympäri maailman on poikkeuksellisen merkittävä.

Tutkimuksessa tehtyjen ennusteiden voidaan kuitenkin nähdä implikoivan Etelä-Karjalan matkailun kysynnän tasoa tilanteessa, jossa

koronaviruspandemiaa ei ole. Vertaamalla ennusteita Tilastokeskuksen ennakkotietoihin voidaan saada suuntaa-antavaa näkemystä pandemian todellisista vaikutuksista maakunnan matkailun kysyntään.

Tutkimuksen tuloksista positiivisena ilmiönä voidaan nähdä kotimaisen matkailun kysynnän tasaisesti nouseva trendi, joka on jatkunut myös pandemian aikana. Matkailuala on yleisesti ollut pitkällä aikavälillä kasvavassa trendissä, huolimatta yksittäisistä (rajuistakin) shokeista. Etelä-Karjalan matkailun elpyminen tulee jatkossakin olemaan vahvasti riippuvainen venäläisten matkailijoiden kysynnän elpymisestä pandemian jälkeen. Pitkällä aikavälillä pandemialla voi olla vaikutuksia myös matkailutottumuksiin. Pitkällä aikavälillä venäläisten matkailijoiden kysynnän lisääntymistä Etelä-Karjalassa edesauttaa Parikkalaan avattava kansainvälinen raja-asema, joka mahdollistaa entistä enemmän venäläisiä päivämatkailijoita maakuntaan.

10 JOHTOPÄÄTÖKSET JA ARVIOINTI

Matkailuala on maailmanlaajuisesti kasvattanut taloudellista merkitystään ennätyksellisen korkealle tasolle viimeisten vuosikymmenten aikana. Samanaikaisesti matkailuala on hyvin altis monenlaisille vaikeasti ennustettavissa oleville tekijöille, kuten luonnonkatastrofeille (esimerkiksi maanjäristykset, tsunamit, hirmumyrskyt ja tulvat), inhimillisille kriiseille (esimerkiksi terrori-iskut, sodat, talous- ja finanssikriisit ja poliittiset selkkaukset) sekä laajoille epidemioille, kuten SARS- ja COVID-19 pandemiat. Vuoden 2020 aikana maailmanlaajuisesti pandemiaksi laajentuneen COVID-19 pandemian vaikutukset ovat olleet matkailulle ennen näkemättömän tuhoisat. Viruksen leviämisen estämiseksi valtiot ovat sulkenet rajojaan ja rajoittaneet kansalaistensa liikkumista. Tämän seurauksena hotellit ja ravintolat ovat kohdanneet asiakaskadon, lentoyhtiöt ovat peruttaneet lentoja, ja poistaneet koneita käytöstä ja monet turistikohdeet sulkenet oviaan.

Pandemian syvät vaikutukset ovat monilta osin tehneet perinteisesti matkailukysynnän ennustamiseen käytetyt menetelmät riittämättömiksi. Uudenlaisen tilanteen edessä on jo kehitetty äkillisten shokkien vaikutuksia huomioivia ennustemalleja. Zhang ym. (2021) ovat yhdistäneet kolme eri ennustemetodia: kvantitatiivisen (autoregressiivinen hajautetun virheenkorjausmallin ARDL-ECM) mallin ja kaksi kvalitatiivista mallia (Delphi-tekniikka ja skenaarioanalyysi) ennustamaan matkailun kysynnän elpymistä odottamattomien kriisien vaikutuksista. Kvalitatiivisten osien yhdistäminen perinteisiin kvantitatiivisiin menetelmiin antaa tarkempia ennusteita kysynnän elpymisestä. Oikeansuuntaisten ennusteiden tuottaminen voidaan nähdä erityisen tärkeänä kysynnän romahtamisesta kärsivien matkailuyrityksien ja -organisaatioiden päätöksentekoon. Matkailun kysynnän elpymisen ennusteita ovat jo toteuttaneet myös Qiu ym. (2021) toteuttaessaan elpymisen ennusteet koronaviruspandemiasta 20 eri maalle.

Vaikka koko matkailuala on ennennäkemättömässä tilanteessa, ja tulevaisuuden ennustamien nykyhetkessä on erityisen haastavaa, voidaan perinteisten ennustusmallien nähdä edelleen säilyttävän paikkansa matkailun kysynnän ennustamisessa. Historialliseen aineistoon perustuvat ennustemenetelmien käyttöä puoltaa edelleen niiden helppokäyttöisyys verrattuna esimerkiksi Zhang ym. esittelemään ulkoisien shokkien vaikutuksia huomioon ottavaan menetelmään. Pitkälle aikavälillä historiallisiin tilastoihin perustuvat ennusteet kuitenkin menettävät tässä kontekstissa luotettavuuttaan. Sen sijaan lyhyellä aikavälillä tällaisten ennusteiden voidaan olettaa olevan riittävän tarkkoja matkailuyritysten ja -organisaatioiden päätöksenteon tueksi. Tulevaisuudessa matkailun kysynnän tutkimuksissa on väistämättä otettava huomioon mahdollisten kriisien vaikutukset. Zhang ym. ja Qiu ym. esittämät uudet menetelmät ovat ehdottomasti uraa uurtavia, mutta toisaalta niiden suurin heikkous liittyy kvalitatiivisten osien mahdollisuuteen antaa liian suurta tai pientä painoarvoa mahdollisille ulkoisille shokeille.

Aikaisempaa matkailun kysynnän tutkimusta on Suomessa tehty kansainväliseen tutkimukseen verrattuna todella vähän. Tämän tutkimuksen tavoitteena on ollut nostaa esiin matkailun kasvanut aluetaloudellinen merkitys myös Suomessa, sekä Etelä-Karjalan kohdalla ulkomaisten matkailijoiden, erityisesti venäläisten matkailijoiden, merkitys Etelä-Karjalan alueelle.

Etelä-Karjalan matkailukysynnässä voidaan havaita selkeästi positiivisesti kehittyvä trendi viimeisten vuosikymmenten aikana. Kasvanut kysyntä on kohdistunut ensisijaisesti maakuntakeskus Lappeenrannan seutualueelle. Vuoden 2020 keväällä Eurooppaan laajentunut maailmanlaajuinen COVID-19 pandemia pysäytti monilta osin kansainvälisen matkustusliikenteen. Pandemian vaikutukset ovat nähtävissä myös Etelä-Karjalan matkailussa. Venäjä sulki maarajansa omilta kansalaisiltaan maaliskuussa 2020 toistaiseksi, jonka seurauksena ulkomaalainen matkailukysyntä romahti ennätyslukemista lähes nolleen. Kotimainen matkailukysyntä sen sijaan kasvoi jopa ennusteita suuremmaksi. Kotimaan matkailun vauhdittumisen voidaan olettaa olevan osaltaan seurausta ulkomaan matkailuun kohdistuneista matkustusrajoitteista, jolloin aiemmin ulkomaille suunnanneet matkailijat etsivät korvaavaa kohdetta kotimaan matkailusta.

Etelä-Karjalan sijainti Venäjän rajalla näkyy vahvasti maakunnan matkailussa ja ulkomaalaisten matkailijoiden kysyntä on ollut lähes täysin riippuvainen venäläisten matkailijoiden kysynnästä. Venäläisten matkailijoiden kysynnän voidaan nähdä olevan altis monenlaisille ulkoisille shokeille; valuuttakurssien heilahtelut sekä vallitseva poliittinen tilanne voivatkin aiheuttaa äkillisiä muutoksia Etelä-Karjalan matkailukysyntään. Ruplan kurssin heikentyminen suhteessa euroon näkyy viimeisten vuosikymmenten aikana selkeästi: vuoden 2014 ruplan kurssin romahdus heijastui suoraan myös maakunnan ulkomaalaisten matkailukysyntään. Riippuvuus ainoastaan Venäjän matkailusta tekeekin Etelä-Karjalan matkailukysynnästä monilta osin haavoittuvaisen, mikä tulisi ottaa tarkasti huomioon alueelliseen matkailuun liittyviä päätöksiä ja investointeja tehdessä. Lisäksi Etelä-Karjalaan olisi syytä pyrkiä lisäämään ulkomaalaisten matkailijoiden kysyntää Venäjän ulkopuolelta, ja siten pienentämään yksittäisten negatiivisten shokkien vaikutuksia.

Etelä-Karjalan matkailun elpyminen tulee tulevaisuudessakin olemaan vahvasti riippuvainen ulkomaisten, erityisesti venäläisten, matkailijoiden kysynnästä. COVID-19 pandemian vaikutukset voivat vaikuttaa venäläisten matkailuun vielä pitkälle tulevaisuuteen. Matkailun elpymisen tarkasteleminen Etelä-Karjalan osalta vaatisi tarkempaa jatkotutkimusta, jossa otettaisiin huomioon myös todennäköisimmät skenaariot matkustusrajoitteiden purkamiselle ja kuinka pysyväksi trendiksi kasvanut kotimaan matkailun kysyntä tulee jäämään. COVID-19 pandemia on vaikutuksiltaan ennennäkemätön, ja sillä voi olla myös pitkäaikaisia vaikutuksia muuttuneisiin matkailutottumuksiin. Kotimaan matkailuun kasvanut kysyntä voi jäädä pysyväksi trendiksi, ja vastaavasti ulkomaalaisen matkailukysynnän elpyminen voi maailmanlaajuisesti kestää pitkään.

LÄHTEET

- Akal, M. (2004). Forecasting Turkey's tourism revenues by ARMAX model. *Tourism Management*, 25, 565–580. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2003.08.001>
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (2008). *Time Series Analysis: Forecasting and Control* (4th p.). John Wiley & Sons, Inc.
- Brockwell, P. J., & Davis, R. A. (1991). *Time Series: Theory and Methods* (2nd p.). Springer-Verlag New York, Inc.
- Burger, C. J. S. C., Dohnal, M., Kathrada, M., & Law, R. (2000). A parctitioners guide to time-series methods for tourism demand forecasting - a case study of Durban, South Africa. *Teoksessa Tourism Management* (Vsk. 22). <https://doi.org/10.4324/9780080519418>
- Business Finland. (2020). *Matkailutilinpito - Matkailun talous- ja työllisyysvaikutukset 2017-2018*. Visit Finland tutkimuksia.
- Cheung, Y.-W., & Lai, K. S. (1995). Lag Order and Critical Values of the Augmented Dickey-Fuller Test. *Journal of business & economics statistics*, 13(3), 227–280.
- Cho, V. (2003). A comparison of three different approaches to tourist arrival forecasting. *Teoksessa Tourism Management* (Vsk. 24).
- Claveria, O., & Torra, S. (2013). *Forecasting tourism demand to Catalonia: Neural networks vs. time series models*. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2013.09.024>
- Copeland, B. R. (1991). Tourism, Welfare and De-industrialization in a Small Open Economy. *Economica*, 58(232), 515–529.
- Coshall, J. T., & Charlesworth, R. (2011). A management orientated approach to combination forecasting of tourism demand. *Tourism Management*, 32(4), 759–769. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2010.06.011>
- Decrop, A. (2014). Theorizing tourist behaviour. *Teoksessa S. McCabe (Toim.), The Routledge Handbook of Tourism Marketing* (s. 267). Routledge.
- Dwyer, L. (2011). *Discovery of Tourism Economics* (1st p.). Emerald Group Publishing. http://web.b.ebscohost.com/ehost/ebookviewer/ebook/bmxlYmtfXzM3NTg5OF9fQU41?sid=807c016e-959b-4a70-a385-597e1af7d91c@pdc-v-sessmgr05&vid=0&format=EB&lpid=lp_v&rid=0
- European Central Bank. (ei pvm.). *Euro foreign exchange reference rates*. Noudettu 26. helmikuuta 2021, osoitteesta https://www.ecb.europa.eu/stats/policy_and_exchange_rates/euro_reference_exchange_rates/html/eurofxref-graph-rub.en.html
- Eurostat. (2014). *Methodological manual for tourism statistics* (s. 245). Publications Office of the European Union. <https://doi.org/10.2785/Cat>
- Fernandes, P., Teixeira, J., Ferreira, J. M., & Azevedo, S. G. (2008). Modelling tourism demand: A comparative study between artificial neural networks and the Box-Jenkins methodology. *Teoksessa Romanian Journal of Economic Forecasting* (Vsk. 9, Numero 3).

- Finland, B. (2019). *Selvitys Suomen matkailuorganisaatioiden toimintamalleista*.
- Hall, C. M., & Page, S. J. (2006). *The Geography of Tourism & Recreation: Environment, place and space* (3rd edition). Routledge. <https://www.researchgate.net/publication/298548713>
- Hu, C., Chen, M., & McCain, S.-L. C. (2008). *Forecasting in Short-Term Planning and Management for a Casino Buffet Restaurant*. https://doi.org/10.1300/J073v16n02_07
- Huhtala, M. (2006). *Pallas-Ounastunturin kansallispuiston kävijöiden rahankäyttö ja sen paikallis-taloudelliset vaikutukset*. www.metla.fi<http://www.metla.fi/julkaisut/workingpapers/2006/mwp035.htm>
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting principles and practice*.
- Khan, H., Fee, C., Wong, S., & Cheong, K. (1990). Tourism Multiplier Effects on Singapore. Teoksessa *Annals of Tourism Research* (Vsk. 17).
- Laakkonen, S. (2002). *Matkailun aluetaloudelliset vaikutukset - Seuraintindikaattorit ja vuoden 2000 tulokset*. Kauppa- ja teollisuusministeriö.
- Law, R. (2000). Back-propagation learning in improving the accuracy of neural network-based tourism demand forecasting. Teoksessa *Tourism Management* (Vsk. 21).
- Li, G., Song, H., & Witt, S. F. (2005). *Recent Developments in Econometric Modeling and Forecasting*. <https://doi.org/10.1177/0047287505276594>
- Li, G., Song, H., & Witt, S. F. (2006). Time varying parameter and fixed parameter linear AIDS: An application to tourism demand forecasting. *International Journal of Forecasting*, 22(1), 57-71. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2005.03.006>
- Li, G., Wong, K. K. F., Song, H., & Witt, S. F. (2006). *Tourism Demand Forecasting: A Time Varying Parameter Error Correction Model*. <https://doi.org/10.1177/0047287506291596>
- Makridakis, S. G., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. (1978). *Forecasting: Methods and Applications* (2nd p.). John Wiley & Sons, Inc.
- Qiu, R. T. R., Wu, D. C., Dropsy, V., Petit, S., Pratt, S., & Ohe, Y. (2021). Visitor arrivals forecasts amid COVID-19: A perspective from the Asia and Pacific team. *Annals of Tourism Research*, 88, 103155. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2021.103155>
- Saarinen, J. (2003). The Regional Economics of Tourism in Northern Finland: The Socio-economic Implications of Recent Tourism Development and Future Possibilities for Regional Development. *Scandinavian Journal of Hospitality and Tourism*, 3(2), 91-113. <https://doi.org/10.1080/15022250310001927>
- Sinclair, M. T., Blake, A., & Sugiyarto, G. (2003). The Economics of Tourism. Teoksessa C. Cooper (Toim.), *Classic Reviews in Tourism* (ss. 22-54). Channel View Publications. <http://www.channelviewpublications.com>
- Sinclair, M. T., & Stabler, M. (1997). *The Economics of Tourism*. Taylor&Francis e-Library. <https://ebookcentral.proquest.com/lib/jyvaskyla-ebooks/reader.action?docID=168580>
- Smith, S. L. J. (1988). Defining Tourism - A Supply-Side View. Teoksessa *Annals-*

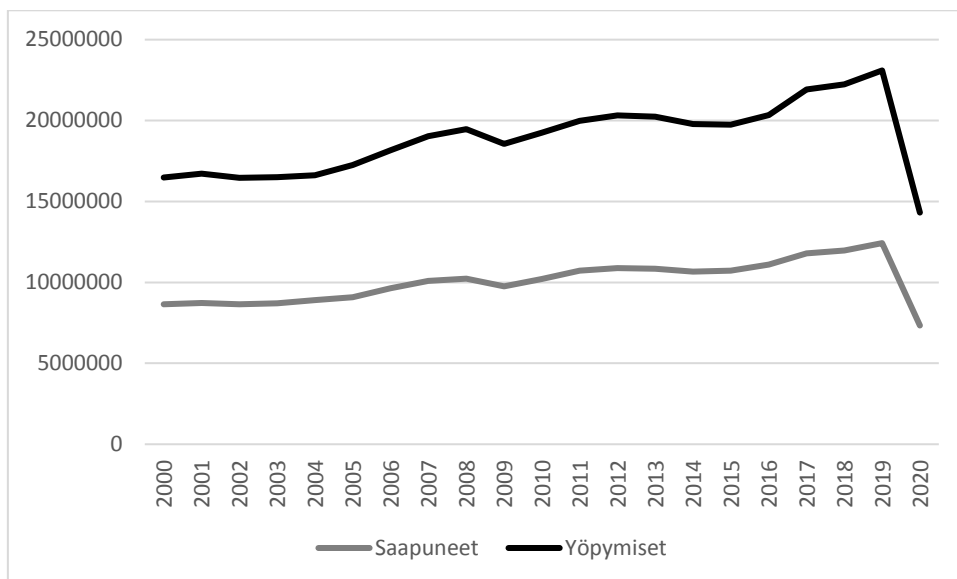
- q] *Tourism Research* (Vsk. 15).
- Smith, S. L. J. (1995). *Tourism Analysis - A Handbook* (2nd p.). Longman Froup Limited.
- Song, H., & Li, G. (2008). Tourism demand modelling and forecasting-A review of recent research. *Tourism Management*, 29(2), 203–220. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2007.07.016>
- Song, H., Li, G., Witt, S. F., & Fei, B. (2010). Tourism demand modelling and forecasting: how should demand be measured? Teoksessa *Tourism Economics* (Vsk. 16, Numero 1).
- Song, H., Qiu, R. T. R., & Park, J. (2019). A review of research on tourism demand forecasting. *Annals of Tourism Research*, 75(December 2018), 338–362. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2018.12.001>
- Song, H., & Turner, L. (2006). Tourism demand forecasting. Teoksessa L. Dwyer & P. Forsyth (Toim.), *International Handbook on the Economics or Tourism* (s. 520). Edward Elgar Publishing Ltd. https://books.google.fi/books?hl=fi&lr=&id=8iTIvCasZV4C&oi=fnd&pg=PA89&dq=tourism+demand+forecasting&ots=grrauG3U2h&sig=lwmtv3xdBBQZEEPP8sBaiVsafly&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false
- Song, H., & Witt, S. F. (2000). *Tourism Demand Modelling and Forecasting: Modern Econometric Approaches* (1st p.). Elsevier Ltd.
- Suomen suurlähetystö -Moskova, & Suomen pääkonsulaatti - Pietari. (2021, helmikuuta 26). *Ajankohtaista Venäjän koronavirustilanteesta ja matkustamisesta*. https://finlandabroad.fi/web/rus/ajankohtaista/-/asset_publisher/TV8iYvdcF3tq/content/tiedote-ven-c3-a4j-c3-a4ll-c3-a4-oleskeleville-suomalaisille/384951
- Tilastokeskus. (2021). *Tilastokeskus - Tilastot aiheittain - Majoitustilasto*. <http://www.stat.fi/til/matk/kas.html>
- Tisdell, C. A. (2013). *Handbook of tourism economics: Analysis, new applications and case studies*. World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd. <https://doi.org/10.1108/IJSE-07-2013-0170>
- Työ- ja elinkeinoministeriö. (2020). *Alueelliset kehitysnäkymät syksyllä 2020*. https://julkaisut.valtioneuvosto.fi/bitstream/handle/10024/162491/TEM_2020_50.pdf
- UNWTO. (2010). *International Recommendations for Tourism Statistics 2008*. Teoksessa *International Recommendations for Tourism Statistics 2008*. United Nations Publication. <https://doi.org/10.18111/9789211615210>
- Vuoristo, K.-V., & Vesterinen, N. (2002). *Lumen ja suven maa: Suomen matkailumaantiede* (2nd p.). WSOYpro Oy.
- Witt, S. F., Song, H., & Wanhill, S. (2004). Forecasting tourism-generated employment: the case of Denmark. Teoksessa *Tourism Economics* (Vsk. 10, Numero 2).
- Wong, K. K. F., Song, H., Witt, S. F., & Wu, D. C. (2007). Tourism forecasting: To combine or not to combine? *Tourism Management*, 28(4), 1068–1078. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2006.08.003>
- Xie, G., Qian, Y., & Wang, S. (2020). A decomposition-ensemble approach for

tourism forecasting. *Annals of Tourism Research*, 81(April), 102925.
<https://doi.org/10.1016/j.annals.2020.102925>

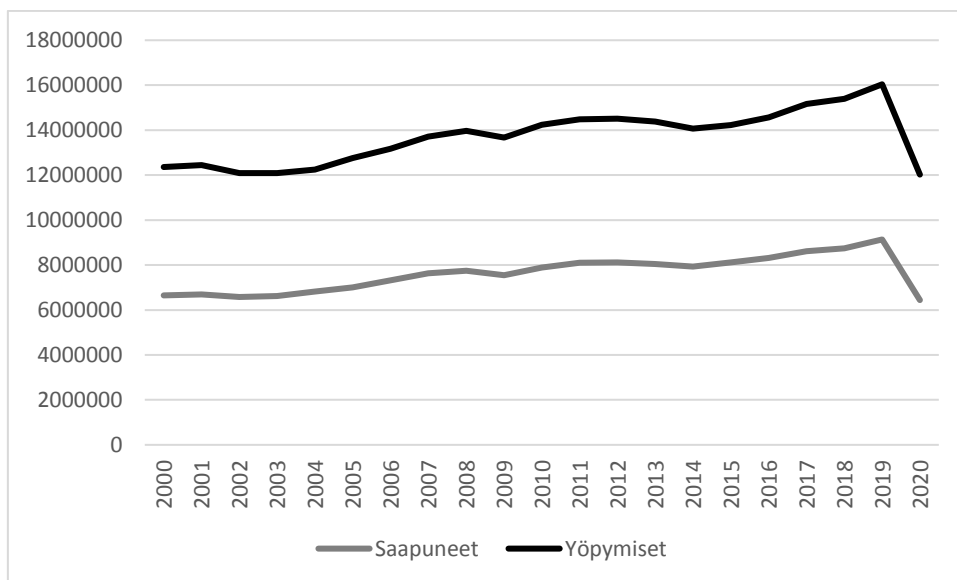
Zhang, H., Song, H., Wen, L., & Liu, C. (2021). Forecasting tourism recovery amid COVID-19. *Annals of Tourism Research*, 87.
<https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S0160738321000116?token=CF C7C2AD140EF99F45CD562984C55F3A403D5BBD01A42263D8344DAC16F9 DBD4C3C2E0942A39D15A78868127A60A4C25>

LIITTEET

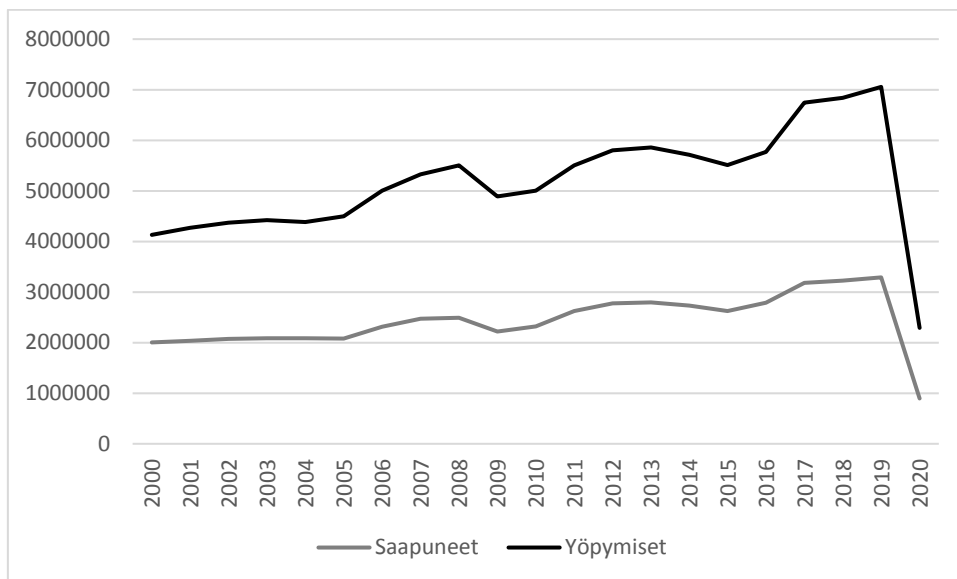
Liite 1. Saapuneet matkailijat ja rekisteröityjen yöpymisten määrä Suomessa 2000-2020



Kuvio 29: Saapuneet matkailijat ja rekisteröidyt yöpymiset yhteensä Suomessa 2000-2020 (STAT)



Kuvio 30: Saapuneet kotimaiset matkailijat ja rekisteröidyt yöpymiset Suomessa 2000-2020 (STAT)



Kuvio 31: Saapuneet ulkomaalaiset matkailijat ja rekisteröidyt yöpymiset Suomessa 2000-2020 (STAT)