



Open your mind. LUT.
Lappeenranta University of Technology

School of Business & Management

Kandidaatintutkielma

Talousjohtaminen

BIG DATAN HYÖDYNTÄMINEN LENTOYHTIÖIDEN TUOTTOJEN OPTIMOINNISSA

Utilization of big data in airlines' revenue optimization

11.12.2016

Meri Kolehmainen
Ohjaaja: Mikael Collan

TIIVISTELMÄ

Tutkielman nimi: Big datan hyödyntäminen lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnissa

Tekijä: Meri Kolehmainen

Tiedekunta: School of Business and Management

Koulutusohjelma: Talousjohtaminen

Ohjaaja: Mikael Collan

Hakusanat: big data, data-analytiikka, tuottojen optimointi, hinnoittelu, kysynnän ennustaminen, kapasiteetin allokointi, dynaaminen hinnoittelu, eriävä hinnoittelu

Tässä kandidaatintyössä tutustutaan big datan hyödyntämiseen lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnissa. Tavoitteena on selvittää, miten lentoyhtiöt hyödyntävät big dataa tuottojen optimoinnissa ja mitä hyötyä big datan hyödyntäminen tuo kyseiseen prosessiin. Jotta saavutettaisiin parempi ymmärrys aiheesta, tarkoituksena on myös löytää avainlähteet joista kumpuavaa dataa lentoyhtiöt analysoivat tuottojen optimointiaan varten. Tässä tutkielmassa tuottojen optimoinnilla tarkoitetaan organisaation toimintoja optimaalisten hintojen asettamiseksi.

Tutkielma suoritetaan tutustumalla aikaisempaan kirjallisuuteen aihepiiristä sekä hyödyntämällä laadullisia menetelmiä. Tutkielman teoreettista taustaa varten koottu aineisto rakentuu pääasiallisesti kansainvälisistä tieteellisistä artikkeleista. Taustateorioita tukemaan kerätty empirinen aineisto on koottu haastattelemalla kolmea Finnair Oyj:ssä keskeisissä asemissa toimivaa ammattilaista.

Tutkielma osoittaa kysynnän ennustamisen olevan lentoyhtiöiden tuottojen optimointiprosessin ydin. Kun lennolle on onnistuttu arvioida eri asiakassegmenteiltä saapuva kysyntä, on mahdollista suorittaa kapasiteetin allokointi optimaalisesti ja dynaaminen eriävä hinnoittelu onnistuneesti. Esimerkiksi sosiaalisesta mediasta kumpuavan big datan analysointi voi tuoda yritykselle arvokasta informaatiota asiakaskäyttäytymisestä ja näin luoda parempia arvioita tulevasta kysynnästä. Tästä huolimatta tutkielma osoittaa lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnin pohjautuvan nykyisellään pitkälti tavanomaisen datan analysoinnille. Tuottojen optimoimiseksi analysoidaan esimerkiksi lentoyhtiöiden sisäistä historiallista transaktiodataa sekä julkista dataa hinnoista.

ABSTRACT

Title: Utilization of big data in airlines' revenue optimization

Author: Meri Kolehmainen

Faculty: School of Business and Management

Bachelor's programme: Financial Management

Instructor: Mikael Collan

Key words: big data, data-analytics, revenue optimization, pricing, demand forecasting, capacity allocation, dynamic pricing, price differentiation

This Bachelor's thesis studies utilization of big data in airlines' revenue optimization. Goal of this research is to find out, how airlines are utilizing big data in their revenue optimization process and what benefits does big data utilization bring to it. To get better understanding this paper is also aiming to research what are the key sources of data for the airlines' revenue optimization process. In this paper, revenue optimization is considered as organizations functions to set optimal prices.

This research is done by studying previous literature about the subject matter and by qualitative methods. The theoretical material for this research is collected mostly from international scientific articles. To support the background, there was an empirical material collected as well, by interviewing three professionals working in Finnair Oyj.

The airlines revenue optimization process is mainly focused in demand forecasting. When the future demand coming from different customer groups is predicted, the capacity can be allocated optimally and successful dynamic differentiated pricing is enabled. Analyzing big data coming for example from social media can bring to the company valuable insights about customer behavior leading to better demand estimations. However, this research shows that as things currently stand, airlines' revenue optimization process is mostly based to regular, not big, data analytics. Data from airlines internal historical transactions and public price data are utilized to optimize revenues.

Sisällysluettelo

1. JOHDANTO	1
1.1 Tutkimuksen tavoitteet ja tutkimuskysymykset	2
1.2 Tutkielman aihepiiri ja rajaukset	4
2. TAUSTATUTKIMUS	6
2.1 Tiedonhakuprosessin kulku ja keskeisimmät tulokset.....	7
2.2 Tutkielman rakenne	12
3. LENTOYHTIÖIDEN DATAPERUSTEINEN TUOTTOJEN	13
OPTIMOINTI.....	13
3.1 Big data	13
3.2 Big datan hyödyntäminen	17
3.3 Kysynnän ennustaminen	18
3.4 Kapasiteetin allokointi.....	21
3.5 Eriävä hinnoittelu	24
3.6 Dynaaminen hinnoittelutapa	26
4. DATAN HYÖDYNTÄMINEN SUOMALAISEN LENTOYHTIÖN TUOTTOJEN	
OPTIMOINNISSA	30
4.1 Datan hyödyntäminen tuottojen optimoinnissa	31
4.2 Datan merkitys tuottojen optimoinnissa	33
4.3 Tärkeimmät datalähteet tuottojen optimointia varten	34
4.4 Datan hyödyntämismahdollisuuksia tuottojen optimoinnissa	35
5. YHTEENVETO JA JOHTOPÄÄTÖKSET	37
5.1 Tutkielman tulokset – vastaukset tutkimuskysymyksiin	38
5.2 Tarpeellinen jatkotutkimus.....	40
LÄHTEET	41

LIITTEET:

Liite 1. Haastattelukysymykset

KUVAT:

Kuva 1. Tutkielman aihepiiri

Kuva 2. Julkaisut hakutermillä "big data" vuosilta 2010-2016

Kuva 3. Julkaisut hakutermillä "revenue optimization" vuosilta 2010-2016

Kuva 4. Viive datan muodostumisesta hetkeen, kun se on saatavilla päätöksentekijöille

Kuva 5. Datan rakenne ja lähteet

Kuva 6. Kysynnän hintajousto ja ristijousto, sekä tulojousto

Kuva 7. Datan hyödyntäminen tarjouksien optimoinnissa

Kuva 8. Tuottojen pienentymisestä ja myymättömistä palveluista koituvat riskit

Kuva 9 Ylimyynnistä ja myymättömistä palveluista koituvat riskit

Kuva 10. Hintadiskriminaatioasteet

Kuva 11. Seikkoja, joiden mukaan eriäviä hintoja asetetaan

Kuva 12. Dynaaminen hinnoittelu

Kuva 13. Hinnoittelualgoritmin huomioimat seikat

Kuva 14. Lentolipun hinnan dimensiot

TAULUKOT:

Taulukko 1. Tiedonhakuprosessin vaiheet ja tuloksien lukumäärät tietokannoittain

Taulukko 2. Pääasiallisesti käsitellyt artikkelit tietokannoittain, sekä pääasialliset kirjallisuuslähteet

Taulukko 3. Big datan määritelmiä

Taulukko 4. Lentoyhtiöiden asiakasryhmien piirteet ja niiden tuoma tuotto

1. JOHDANTO

Lentoyhtiöillä on pitkä historia hinnoittelun ja tuottojohtamisen (revenue management) saralla 1970 -luvulta lähtien lentoyhtiömarkkinoiden sääntelyn purkamisen jälkeen (Yeoman & McMahon-Beattie 2011, 192). Kaikki ovat varmasti törmänneet varsin turhauttavaan ilmiöön varatessaan lentoja tulevaa matkaa varten: vain pari päivää sitten viimeksi tarkastellun lennon hinta on ehtinyt jo muuttua kyseenomaisessa ajassa. Matkojen järjestäjillä, kuten lentoyhtiöillä, on vuosikausien kokemus hinnoittelusta dynaamisesti perustuen kysyntään ja tarjontaan. (Broderick 2015, 21) Hintojen muuntelu onkin usein luonnollisin tuottojohtamisen keino ja lentoyhtiöiden kapasiteetin hallinta on toiminut pioneerina tuottojohtamisen sovelluksissa (Lak, Kocak, Pralat, Bener & Samarikhalaj 2015). Lentoyhtiöiden hinnoittelutoiminnot eivät siis ole mikään uusi keksintö, mutta miljardeista asiakstransaktioista kumpuavan datan voi luonnollisesti olettaa tuovan uusia mahdollisuuksia. Big data on verrattain uusi käsite ja kiinnostus sitä kohtaan on ollut trendinomaisesti kasvavaa. Yritykset ovat viime vuosina alkaneet hankkia kilpailuetua big datan hyödyntämisen kautta. On arvioitu, että esimerkiksi Walmart kerää yli 2,5 petatavua dataa asiakastapahtumista joka tunti (McAfee 2011, 62). Broderick (2015, 21) esittää varsinkin lentoyhtiöiden olevan taidokkaita virtuaalisten datavarastojen hyödyntämisessä hinnoittelussa. Reaaliaikaisesti analysoitava data voi tuoda orastavaa tietoa markkinatrendeistä (Kimble & Milolidakis 2015), ja näin tuoda kilpailuetua. Kun hinnoittelussa hyödynnetään tietotekniikkaa, hinnoittelupäätösten pohjalla on algoritmi, joka ottaa sisäänsä transaktioista kumpuavat datamassat ja tekee lähes reaaliaikaisia hinnoitteluehdotuksia (Broderick 2015, 21). Tekniikan kehittymisen, sekä datan huomattavan kasvun (ei vain määrällisesti, vaan myös nopeudellisesti ja monimuotoisesti) myötä voidaan uskoa että, Davenportin kymmenen vuotta sitten esittämä seikka pitää tänä päivänä entistä vankemmin paikkaansa: data-analytiikan avulla voidaan tunnistaa hinta, joka maksimoi tuoton (Davenport 2006, 5).

1.1 Tutkimuksen tavoitteet ja tutkimuskysymykset

Tämän kandidaatintutkielman tarkoituksena on tutustua big datan hyödyntämiseen lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnissa. Tutkielma siis pyrkii selvittämään, miten lentoyhtiöt hyödyntävät big dataa tuottojen optimoinnissa (revenue optimization) ja mitä hyötyä big datan hyödyntäminen tuo kyseiseen prosessiin. Tässä tutkielmassa tuottojen optimoinnilla tarkoitetaan organisaation toimintoja optimaalisten hintojen asettamiseksi. Tavoitteisiin pääsemiseksi alatutkimustavoitteeksi on asetettu selvittää, mitkä ovat avainlähteet, joista kumpuavaa dataa lentoyhtiöt analysoivat tuottojen optimoimiseksi.

Kun tavoitteena on saavuttaa ymmärrys siitä, miten lentoyhtiöt hyödyntävät big dataa tuottojen optimoinnissa, ja mitä hyötyä big datan analysointi tuo tähän prosessiin, paras tapa tutkimuskysymyksien asettamiseksi on yksinkertaisesti kysyä *miten* ja *mitä hyötyä*. Tavoitteen saavuttamiseksi ei kuitenkaan riitä vain kaksi kysymystä. Jotta saataisiin parempi ymmärrys siitä, miten dataa hyödynnetään lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnissa, on selvitettävä myös mistä lähteistä tulevaa dataa on analysoitava lentoyhtiöiden tuottojen optimointi varten.

Tutkimuskysymyksinä toimivat:

Miten lentoyhtiöt hyödyntävät big dataa tuottojen optimoinnissa?

Mitä hyötyä big datan hyödyntäminen tuo lentoyhtiöiden tuottojen optimointiin?

Alakysymyksenä toimii:

Mitkä ovat avainlähteet, joista kumpuavaa dataa lentoyhtiöt analysoivat tuottojen optimoimiseksi?

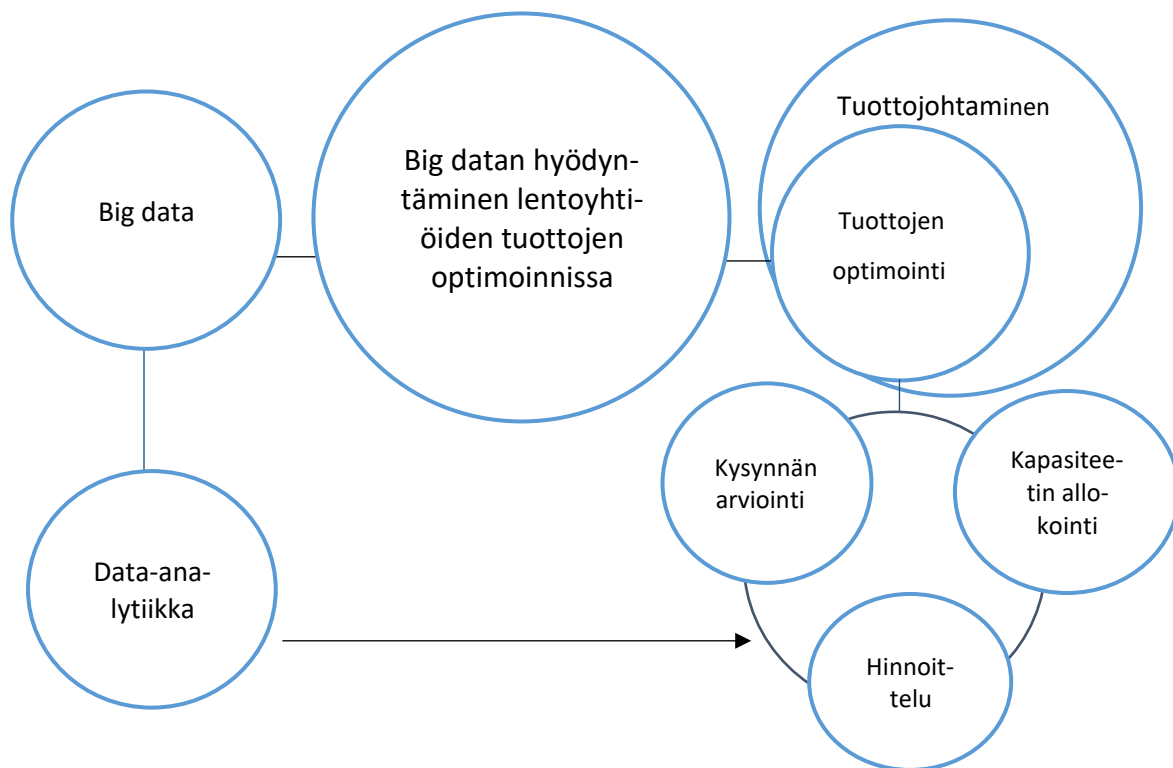
Näihin tutkimuskysymyksiin haetaan vastausta sekä tutustumalla aiempaan kirjallisuuteen, että laadullisin menetelmin. Taustateorioita tukemaan käytetään sähköpostin välityksellä suoritettuja haastatteluja. Laadullinen tutkimus voidaan ymmärtää yksinkertaisesti aineiston muodon kuvaukseksi (Eskola & Suoranta 1998). Kvalitatiivinen analyysi vaatii absoluuttisuutta, jolloin kaikki luotettavina pidetyt ja selitettävään aiheeseen liittyvät seikat tulee selvittää siten, ettei ristiriitaisuutta esitettävän tulkinnan kanssa esiinny. (Alasuutari 2011) Laadullisessa tutkimuksessa tutkijan on syytä pitää omat uskomuksensa, asenteensa ja arvostuksensa erillään tutkimuskohteesta (Virsta 2016). Saatava haastattelumateriaali antaa osviittaa siitä, kuinka suomalainen sekä matkustajia, että rahtia kuljettava, parhaaksi pohjoismaiseksi lentoyhtiöksi vuosina 2010-2016 valittu, (Finnair 2016), Finnair hyödyntää dataa tuottojen optimoinnissa. Tutkielmaan valittiin laadullinen lähestymistapa tutkielman luonteen vuoksi. Tutkielmaan tavoitteeseen pääsemiseksi määrällinen tutkimus ei ole mielekäs, sillä esimerkiksi Inspiransin (2016) mukaan juuri laadullinen tutkimus vastaa kysymyksiin, miten, miksi ja millainen. Avainlähteiden selvittämiseksi olisi kenties mahdollista käyttää määrällistä tutkimusta, mikäli soveltuvaa aineistoa olisi saatavilla. Määrällisellä lähestymistavalla voitaisiin selvittää, mitkä ovat eniten hyödynnetyt datan lähteet lentoyhtiöiden tuottojen optimointia varten. Kuitenkaan tällaista aineistoa ei ole kerätty, ja näin tässäkin kysymyksessä tukeudutaan laadullisiin menetelmiin.

Tämän tutkielman validiteettia vaarantaa empiirisen tutkimuksen suorittaminen vain yhden suomalaisen lentoyhtiön osalta. Näin vastauksia ei ole ollut mahdollista saada useamman yrityksen näkökulmasta. Kuitenkin kirjallisuuskatsauksessa on pyritty ottamaan huomioon big datan hyödyntäminen tuottojen optimoinnissa laajemmin kuin yhden lentoyhtiön näkökulmasta. Aikaisempi kirjallisuus pohjautuu ulkomaisiin lentoyhtiöihin. Näin saadaan tietoa laajemmalta maantieteelliseltä alueelta. Lisäksi empiirinen aineisto on kerätty kolmelta eri asemassa toimivalta henkilöltä, joten aiheen tutkiminen useasta näkökulmasta mahdollistuu. Johtuen vähäisestä tutkimuksesta aiheesta, on myös jouduttu tekemään joitakin johtopäätöksiä. Lentoyhtiöt voivat esimerkiksi mieltää tuottojen optimointiprosessiin kuuluvan eri toimintoja. Tuottojen optimoinnin sisältöä ei ole juurikaan määritelty. Tuottojen optimointi on vahvasti kietoutunut tuottojohtamiseen (revenue manage-

ment) ja kirjallisuudessa on esitetty eriäviä mielipiteitä näiden termien sisällöstä. Vaihtoehtoisesti termejä ei ole välttämättä erotettu lainkaan toisistaan. Tässä tutkielmassa lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnin tarkastelu rajataan kysynnän ennustamiseen, kapasiteetin allokontiin sekä dynaamiseen ja eriävään hinnoitteluun.

1.2 Tutkielman aihepiiri ja rajaukset

Kuva 1 havainnollistaa tutkielmassa käsiteltäviä aiheita, sekä niiden kytkeytymistä toisiinsa. Hinnoittelu juontaa juurensa laskentatoimen kentältä, mutta tutkielmassa ei suinkaan ole kyseessä johdon laskentatoimen perinteiset kustannusperusteiset hinnoittelumenetelmät. Tutkielman aihepiirissä yhdistyy tietotekniikan hyödyntäminen markkinakysynnän muutoksiin pohjautuvassa hinnoittelutavassa. Tämä tutkielman aiheen keskiössä on organisaation johdon dataperustainen päätöksenteko optimaalisten hintojen asettamiseksi, sillä kuten Finnairin Business Development Manager (2016) esittää, data on jokaisen optimointiprosessin ydin.



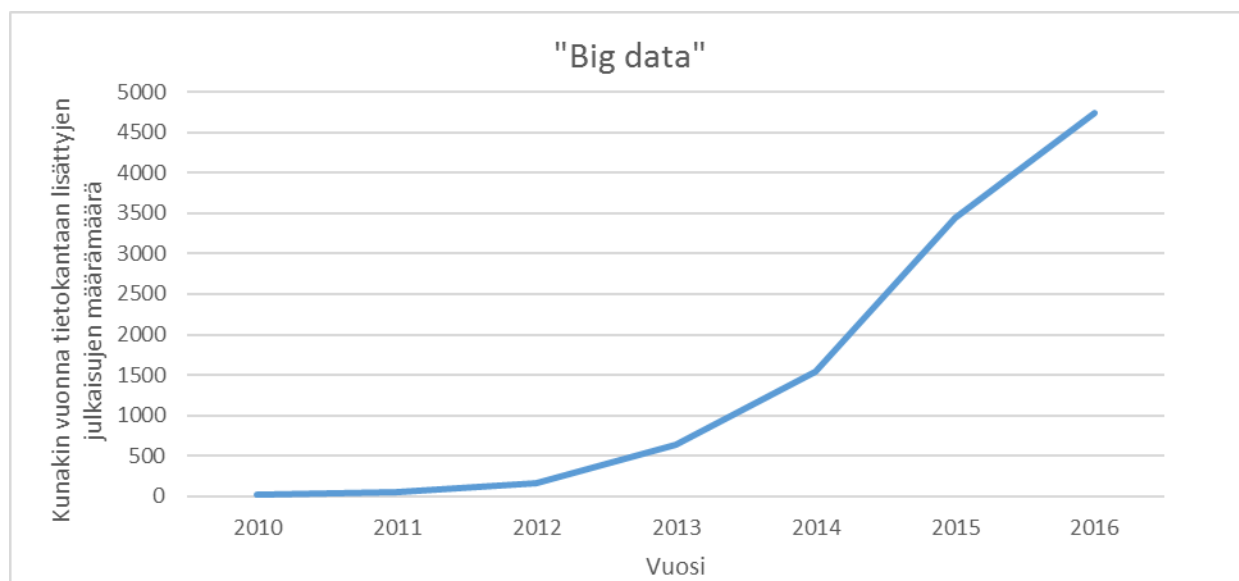
Kuva 1. Tutkielman aihepiiri

Kuten kuva 1 osoittaa, tuottojen optimointi on yksi tuottojohtamisen osa-alueista. Yeoman & McMahan-Beattie (2011, 1) määrittelevät tuottojohtamisen strategisiksi ja taktisiksi päätöksiksi, joiden kauttayritykset pyrkivät maksimoimaan tuotot ja voitot. He kuitenkin sisällyttävät tuottojohtamiseen myös esimerkiksi henkilöstön tehokkuuden varmistamisen (Yeoman & MacMAhon-Beattie 2011, 29-38), mikä ei kuulu tuottojen optimoinnissa keskittyyn hinnoittelunäkökulmaan. Tuottojen optimointiin kuuluvien hinnoittelun ja kapasiteetin allokoinnin määrittämisessä on tärkeässä osassa eri asiakasryhmiltä kumpuavan kysynnän arviointi. Kysyntään taas vaikuttaa hyödykkeen hinnoittelu. Hinnoittelupäätökset vaikuttavat myös kapasiteetin allokointiin: lentoyhtiöt eivät voi antaa vain alennettuun hintaan maksavien asiakkaiden täyttää kaikkia koneen paikkoja, sillä tämä johtaisi tuottojen menetykseen (ks. kappale 3.4) (Albanese 2004, 86).

Tutkielman keskiössä on näin ollen lentoyhtiöiden hinnoitteluun liittyvä dataperustainen optimointi, johon tutustutaan pääpiirteittäin matkustajaliikenteen osalta. Koska tutkielman tavoitteena on puhtaasti syventyä niihin tapoihin ja hyötyihin, mitä big datan hyödyntäminen tuo lentoyhtiöiden tuottojen optimointiin, on esimerkiksi hinnoitteluun ja kysynnän enustamiseen käytettävien matemaattisten mallien esittely jätetty pois. Tutkielmassa ei ole nähty mielekkääksi tehdä maantieteellistä rajausta perehtyessä lentoyhtiöiden harjoittamaa tuottojen optimointia big dataa hyödyntäen. Tutkielmassa ei myöskään ole tehty lentoyhtiön tyyppin mukaista rajausta, vaikka halpalentoyhtiöillä ja perinteisillä lentoyhtiöillä saattaa olla usein hieman erilaiset lähestymistavat hinnoitteluun, mutta voidaan olettaa, että big datan hyödyntämiselle tuottojen optimointiin on teoriassa samat lähtökohdat hinnoittelustrategiasta riippumatta.

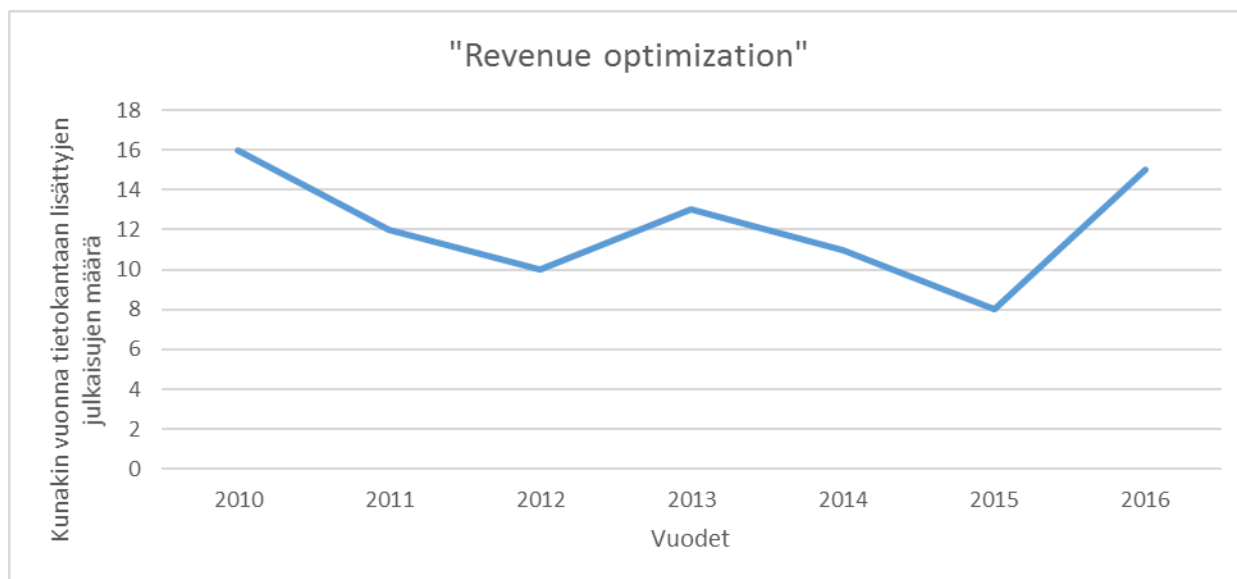
2. TAUSTATUTKIMUS

Big dataan liittyvissä tieteellisissä julkaisuissa on ollut viime vuosina havaittavissa selkeä ja voimakas kasvutrendi vuosien 2010-2016 välillä (kuva 2). Tämä ei olekaan ihme, sillä liiketoimintiedon hallinta- (business intelligence) ja big data -analytiikasta on tullut kasvavan tärkeää liiketoimintayhteisöissä viime vuosikymmeninä (Chen, Chiang & Storey 2012, 1165).



Kuva 2. Julkaisut hakutermillä "big data" vuosilta 2010-2016 (Science Direct 2016)

Tutkielman fokuksen optimointifunktio, hinnoittelun liittyvä tuottojen optimointi, ei taas ole yksittäisenä toimintona kovinkaan tutkittu aihe. Vuosina 2010-2016 voidaan big dataan verrattaessa päinvastaisesti havaita laskutrendi Science Directiin lisätyissä tieteellisissä julkaisuissa (kuva 3). Kuvassa 3 havainnollistuu selkeästi myös tuottojen optimoinnista tehty tutkimuksen määrä. Kontrasti big datasta julkaistujen artikkeleiden määrään on huomattava: hakutermillä "big data" löytyviä artikkeleita on vuosittain lisätty Science Directiin tuhansittain, kun taas termillä "revenue optimization" löytyvien artikkeleiden lisääminen vuosittain tarkasteluajankohtana ei yhtenäkkään vuonna yllä edes kahteenkymmeneen.



Kuva 3. Julkaisut hakutermillä "revenue optimization" vuosilta 2010-2016 (Science Direct)

Keskeisten termien kannalta tehty tieteellisten artikkeleiden määrän kartoitus auttoi suhtautumaa tulevaan tiedonhakuprosessiin. Big dataa käsittelevää tutkimusta pystyi olettaa löytyvän ongelmitta, mutta tuottojen optimointiin liittyviä hyödyllisiä artikkeleita ei välttämättä ole kovin useita saatavilla. Näin tuottojen optimoinnin osalta tiedon kerääminen täytyy mahdollisesti keskittää oppikirjoihin. Kartoitus ennakoi tulevaa myös big datan ja lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnin yhdistämiseen keskittyvien artikkeleiden löytymisestä: jos tuottojen optimoinnista kertovia artikkeleita on vain muutamia, tuskin voi olettaa lentoyhtiöiden tuottojen optimointiin liittyviä artikkeleita löytyvän ylenpalttisesti.

2.1 Tiedonhakuprosessin kulku ja keskeisimmät tulokset

Tutkielmaan liittyvään kirjallisuuteen tutustuminen aloitettiin seulomalla laadukkaiksi todettuja tietokantoja tekemällä hakuja aiheeseen liittyvien keskeisten käsitteiden avulla. Tietokannoista antoisimmiksi havaittiin EBSCO Business Source Complete, eli EBSCO Publishingin ylläpitämä Academic Search julkaisutietokanta, Science Direct, joka tarjoaa tieteellistä tutkimusta käsitteleviä akateemisia lehtiä ja e- kirjoja. Tutkielman keskiössä

olevan dataperustaisen päätöksenteon vuoksi kolmanneksi tutkittavaksi tietokannaksi valittiin tietojenkäsittelytieteisiin liittyviä tieteellisiä julkaisuja sisältävä IEEE Xplore.

Hakuprosessi suoritettiin yhdistelemällä termejä tiukasti tutkimuksen fokuksen mukaisesti, sekä relevanttien tuloksien vähäisyyden vuoksi haravoimalla aiempaa tutkimusta myös hieman laajemmalla skaalalla. Tietokantoja haravoitiin ensin yhdistelemällä termejä *big data*, *revenue optimization*, *revenue management*, *airlines* ja *pricing*. Tämän jälkeen siirryttiin etsimään yksityiskohtaisempaa tietoa taustateorioiden tueksi hakemalla termeillä *airlines*, *price discrimination ja demand forecast*. Viimeiseksi palattiin vielä hakemaan tietoa laajemmista kokonaisuuksista. Taustateorioiden katsauksessa hyödynnettiin myös muuta Lappeenrannan tiedekirjaston kirjallisuutta.

Hakuprosessi aloitettiin termeillä *big data AND revenue optimization*. Koska tämä ei tuottanut riittävästi tutkielman kannalta hyödyllisiä tuloksia, termi *revenue optimization* vaihdettiin termiksi *revenue management*. Nämä termit tuottivat jo enemmän tulosta, joten hakua päätettiin fokusoida lisäämällä termi *airlines*. Tämä termien yhdistelmä ei kuitenkaan tuottanut toivottuja tuloksia. Seuraavaksi tietokantoja seulottiin hakemalla tietoa big datasta ja hinnoittelusta. *big data AND pricing* tuottivat useita tuloksia, joten hakua foku-soitiin lisäämällä jälleen termi *airlines*. Nämä hakutermit tuottivat jo asianmukaisia tuloksia. Tämän jälkeen tietokantoja päätettiin haravoida tuottojen lentoyhtiöiden optimointiin kuuluvan yksityiskohtaisemman tiedon toivossa. Termit *airlines AND demand forecast* sekä *airlines AND price discrimination* tuottivat kummatkin toivottuja tuloksia. Viimeisenä päätettiin pyrkiä hakemaan tietoa vielä laajemmalla alueella: haku *big data AND airlines* tuottikin hyödyllisiä tuloksia. Taulukko 1 esittää hakuprosessin kulun.

Taulukko 1. Tiedonhakuprosessin vaiheet ja tuloksien lukumäärät tietokannoittain

		Science Direct	EBSCO	IEEE Xplore
1.	"big data " AND "revenue optimization "	3 kpl	0 kpl	1 kpl
2.	"big data " AND "revenue management "	26 kpl	12 kpl	2 kpl
3.	"big data " AND "revenue management " AND "airlines "	13 kpl	0 kpl	0 kpl
4.	"big data " AND "pricing "	2399 kpl	47 kpl	94 kpl
5.	"big data " AND "pricing " AND "airlines "	120 kpl	2 kpl	1 kpl
6.	"airlines " AND "demand forecast "	666 kpl	14 kpl	1 kpl
7.	"airlines " AND "price discrimination "	642 kpl	74 kpl	818 kpl
8.	"big data " AND "airlines "	257 kpl	13 kpl	8 kpl

Hakuprosessi tuotti kohtuullisen vähän tutkielman kannalta hyödyllisiä tuloksia. Hakutulokset rajattiin verrattaisarvioituihin tieteellisiin artikkeleihin, jonka jälkeen tuloksista karstiin aiheeseen liittymättömät artikkelit. Näitä olivat esimerkiksi terveydenhuoltoon ja julkisiin palveluihin liittyvät julkaisut sekä matemaattisten mallien kuvailuun ja lentoyhtiöiden asiakaskokemuksen parantamiseen keskittyneet artikkelit. Taulukko 2 havainnollistaa kustakin tietokannasta milläkin hakutermeillä jatkotarkasteluun päätyneet artikkelit. Taulukossa on esitetty myös Lappeenrannan tiedekirjastosta hankitut kirjallisuuslähteet sekä big datan esittelyssä auttanut kokonaisvaltainen teos aiheesta. Jotkin käsitellyt artikkelit löytyivät esitettyjen lisäksi joko myös muista tietokannoista, tai myös toisin hakusanoin.

Taulukko 2. Pääasiallisesti käsitellyt artikkelit tietokannoittain, sekä pääasialliset kirjallisuuslähteet

IEEE Xplore		
"big data" AND "revenue optimization"	Lak, Kocak, Pralat, Bener & Samarikhalaj (2015)	<i>"Towards dynamic pricing for digital billboard advertising network in smart cities"</i> .
"big data" AND "airlines"	Chen, Cao, Feng & Tan (2015)	<i>"An Ensemble Learning Based Approach For Building Airfare Forecast Service"</i> .
EBSCO		
"big data" AND "revenue management"	Vinod (2013)	<i>"Leveraging BIG DATA for competitive advantage in travel"</i> .
"big data" AND "pricing" AND "airlines"	Broderick (2015)	<i>"What's the price now?"</i>
"airlines" AND "demand forecast"	Erevelles, Fukawa & Swayne (2016)	<i>Big Data consumer analytics and the transformation of marketing"</i> .
Science Direct		
"big data" AND "pricing" AND "airlines"	Mumbower, Garrow & Higgins (2014)	<i>"Estimating flight-level price elasticities using online airline data: A first step toward integrating pricing, demand, and revenue optimization"</i> .
"airlines" AND "price discrimination"	Bachis & Piga (2011)	<i>"Low-cost airlines and online price dispersion"</i> .
"airlines" AND "price discrimination"	Moreno-Izquierdo, Ramón-Rodríguez, Perles Ribes (2015)	<i>"The impact of the internet on the pricing strategies of the European low cost airlines"</i>
Kirjallisuuslähteitä		
	Phillips (2005)	<i>"Pricing and Revenue Optimization"</i>
	Albanese (2004)	<i>"Revenue management - periaatteet ja käytännöt palvelualoilla"</i>
	Yeoman & McMahon-Beattie (2011)	<i>"Revenue Management: A Practical Pricing Perspective"</i>
	Hurwitz, Nugent, Halper & Kaufman (2013)	<i>"Big data for dummies"</i>

Tutkimus big datan hyödyntämisestä kokonaisvaltaisesti lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnista ei ole tänä päivänä kovinkaan vankalla pohjalla. Hinnoittelu on vähemmän tutkittu aihe lentoyhtiötä koskevassa kirjallisuudessa. Syy tähän voi olla hinnoittelun oleminen vaikeampi optimointiongelmaksi. Hinnoittelu perustuukin yhä enemmän kokemukseen ja markkinatietämykseen, kuin automatisoidun päätöksenteon tukeen. (Yeoman & McMahon-Beattie 2011, 203) Tutkielman aihepiiriä on kuitenkin analysoitu esimerkiksi joustojen näkökulmasta: Mumbower, Garrow ja Higgins (2014) tutkivat kuinka lentotyypin ja varaustarjontaan mukaan laskettuja yksityiskohtaisia hintajoustoja voidaan käyttää parempien tarjontojen suunnitteluun ja vastaamaan kilpailijoiden hinnoittelutoimiin oikea-aikaisesti.

Heidän löydöksensä osoittavat, että hintajousten estimaatit vaihtelivat ennako-varaamisen, varauspäivän, lennon lähtöpäivän ja kellonajan mukaan, sekä kilpailijan tarjoamien tarjouspäivien mukaan. Chen, Cao, Feng ja Tan (2015) esittelevät, kuinka hintojen edullisuuden perusteella optimaalinen lentojen varausajankohta voidaan ennustaa. Tutkimuksessa esitettiin matemaattisia malleja, joiden testattiin toimivan verrattain hyvin eri lentoreiteillä. Myös Vinod (2013) esittelee, kuinka big dataa voidaan hyödyntää lentolippujen hintojen ennustamisessa: hänen mukaansa ostotiedoista saatava data on ideaalista oikea-aikaisessa ostohetkessä neuvovien koneoppivien algoritmien kehittämiseen. Yksittäisistä asiakkaista juontuva data voi tuoda arvokasta tietoa yrityksille asiakaskäyttäytymisestä. Muuttuvaan asiakaskysyntään perustuvat, big dataan pohjautuvat, dynaamisen hinnoittelun strategiat voivat edistää organisaatioiden tuottojohtamistoimintoja. (Erevelles, Fukava & Swayne 2015) Lak, Kocak, Pralat, Bener & Samarikhalaj (2015) käsittelevät tutkimuksessaan big datan hyödyntämistä dynaamisen hinnoittelun saralla. Tutkimus tosin perustuu digitaalisten valomainostaulujen mainontaverkostoon, mutta voidaan olettaa, että samankaltaiset algoritmit toimivat lentoyhtiöidenkin hinnoittelumalleissa. Myös Broderick (2015) kuvailee artikkelissaan algoritmeja hyödyntäviä tietokonejärjestelmiä, jotka tekevät lähes reaaliaikaisia hinnoitteluehdotuksia. Taustateorioiden rakentamista varten kartoitettiin myös Bachis & Piga (2011) tutkimusta, josta selviää, että eurooppalaiset halpalentoyhtiöt harjoittavat hintadiskriminaatiota jopa maantieteellisin perustein. Taustateorioita varten tarkasteltiin myös tiedekirjaston tarjoamia kirjallisuuslähteitä. Näitä olivat pääasiassa Phillipsin (2005) teos, joka tarjoaa kattavan johdatuksen hinnoittelun ja tuottojen optimoimisen konsepteihin, teorioihin ja soveltamiseen. Tämän lisäksi hyödynnettiin ensimmäistä suomenkielistä tuottojohtamisen käytännöistä palvelusektorilla käsittelevä Albanesen (2004) teosta, sekä hinnoittelun näkökulmasta kirjoitettua Yeomanin ja McMahon-Beattien (2011) katsausta tuottojohtamiseen. Koska tiedonhakuprosessi ei tuottanut tuloksia big datan hyödyntämisestä lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnissa, ainakaan kokonaisvaltaisesti, tutkielman teoreettinen tausta koottiin edellä mainittujen palasten pohjalta.

2.2 Tutkielman rakenne

Kirjallisuuteen tutustumisen perusteella päädyttiin tutkielman sujuvan etenemisen vuoksi aloittaa teoreettisen taustan kuvailu big datan esittelyllä, ja sillä, kuinka ”isoa dataa” hyödynnetään. Näin lukijan on helpompi pitää mielessään, minkälaisien datamassojen hyödyntämisen tarkastelussa tässä tutkielmassa on kyse. Tämän jälkeen siirrytään tarkastelemaan teoreettisessa valossa tutkielman ydintä: lentoyhtiöiden harjoittamaa tuottojen optimointia, eli dataperustaista päätöksentekoa optimaalisten hintojen asettamiseksi. Dataperustaisessa hinnoittelupäätöksenteossa on pohjalla kysynnän ja tarjonnan arvioiminen, joten tuottojen optimoinnin tarkastelu alkaa kysynnän ja tarjonnan käsittelyllä. Tarjonnan käsittely pohjautuu tässä aihepiirissä kapasiteetin allokoimien optimointiin. Tämän jälkeen edetään tutkielmassa esiin otettujen muiden tuottojen optimointiin kuuluvien osien tähtäykseen: esitellään eriävien hintojen asettamista ja dynaamista hinnoittelutapaa. Teoriataustojen käsittelyssä on otettu tiedonsaannin tarjoamien mahdollisuuksien mukaan dataperustaisen optimoinnin näkökulma. Kun teorialähteiden analyysi on saatu päätökseen, siirrytään tutkielman empiiriseen osioon teorian pohjalta tehdyn havainnoinnin syventämiseksi. Empiirinen osio alkaa lyhyellä haastateltavien esittelyllä ja analytiikkapohjaisen hinnoittelupäätöksenteon roolin valottamisesta haastattelun kohdeyrityksessä, Finnair Oyj:iissä. Lopuksi kerätään yhteen tutkielman keskeisimmät teoreettiset, empiiriset ja muun pohdinnan esiintuomat havainnot vastaten asetettuihin tutkimuskysymyksiin, sekä esitetään tarpeelliset jatkotutkimusaiheet.

3. LENTOYHTIÖIDEN DATAPERUSTEINEN TUOTTOJEN OPTIMOINTI

Seuraavassa luvussa esitellään teoreettinen tausta big datan hyödyntämiselle lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnissa. Lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnin tapahtuessa dynaamisessa ympäristössä reaaliaikaisuus, sekä nopea päätöksenteko korostuvat markkinakysynnän heilahteluihin reagoiessa. Kysyntä ja tarjonta ovat yksiä avainkäsitteitä lentolipun hinnan määrittelyssä (Broderick 2015, 21). Big datasta voidaan analysoida asiakkaiden mielipiteitä, sekä tunnistaa trendejä ja näin arvioida tulevaa kysyntää (Vinod 2013, 97), ja sen nopeus, sekä monimuotoisuus johtavat kohti reaaliaikaista havainnointia, mikä mahdollistaa paremman päätöksenteon tai nopean toiminnan (Hurwitz et al. 2013, 174). Näin big data voi tuoda lentoyhtiöiden tuottojen optimointiin tehokkuutta joka johtaa ihan-teellisempiin dataperustaisiin päätöksiin.

3.1 Big data

Tutustuessa big dataan tietokantoja seulottiin kyseenomaisella termillä ja tietokannoista löytyi useita artikkeleita aiheesta. Pohjalla big datan esittelyyn käytettiin Science Directistä hakusanoilla *big data AND impact* löytynyttä artikkelia *How 'big data' can make big impact: Findings from a systematic review and a longitudinal case study* (Wamba, Akter, Edwards, Chopin, Gnazou 2015). Havaittiin, että big datalle ei ole muodostunut vakituista määritelmää. Käsitettä kuitenkin lähestytään usein lähteestä riippumatta englanninkielisten v-alkuisten termien kautta.

Wamba et al. (2015, 236) esittävät Big datan esimerkillisten määritelmien koostuvat kolmen, neljän ja viiden v-n yhdistelmistä (taulukko 3). Mac Afee & Brynjolfson (2012) käyttävät big datan määrittelyssä datan määrää (volume), nopeutta (velocity) ja monimuotoisuutta (variety). Gogia, Barnes, Evelson, Hopkins, Kisker, Yuhanna, Anderson & Malhotra (2012) lisäävät määritelmään neljännen dimension: datan arvon (value). White (2012,

211) taas käyttää määrittelyssä aiemmin mainittujen lisäksi vielä viidettä termiä, mikä kuvaa sitä, että datan täytyy olla paikkansapitävää (veracity).

Taulukko 3. Big datan määritelmiä (mukaillen, Wamba, Akter, Edwards, Chopin & Gnanzou 2015, 236)

3V's: Volume + Velocity + Variety (Mac Afee & Brynjolfson 2012)
4V's: Volume + Velocity + Variety + Value (Gogia et al. 2012)
5V's: Volume + Velocity + Variety + Value + Veracity (White 2012, 12)

Datan määrä (volume) on valtava. Internetistä saatavan datan määrä on kasvanut dramaattisesti uusien teknologioiden tähden (Kimble & Milolidakis 2015). McAfeen (2011, 62) mukaan internetin läpi kulkee nykyään joka sekunti enemmän dataa kuin kaksikymmentä vuotta sitten koko internettiin oli varastoitu. Vaikka big datan kuvailemiseen ei olekaan määritetty mitään tiettyä datamäärää, sitä kuvataan usein satojenkin petatavujen tasolla (Rouse 2016: Vinod 2013, 96). Petatavujen tasolla liikutaan jo niin suurissa datamassoissa, että sen hahmottaminen voi olla haasteellista. Yhteen petatavuun mahtuu 500 miljardia sivua standardimuotoista tulostettua tekstiä (What's a Byte? 2016). Yritykset koaavatkin dataa äärimmäisen suuria määriä hyödyntääkseen sitä liiketoiminnassa. Datamäärien kasvu on mahdollistanut niiden hyödyntämisen esimerkiksi hinnoittelupäätöksissä: miljoonista asiakkaiden ja yritysten välisistä transaktioista kumpuavien petatavuina esiintyvien datamäärien saatavuus mahdollistaa reaaliaikaisen hinnoittelun lisääntymisen (Broderick 2015, 21).

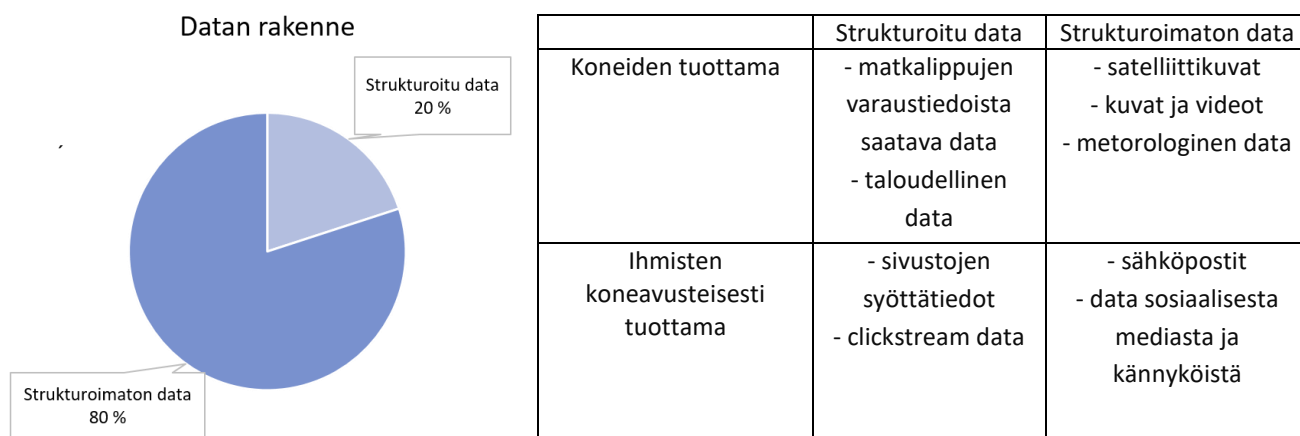
Datan vauhti (velocity) tarkoittaa nopeutta, jolla se virtaa järjestelmiin. Toisin sanoen vauhti kuvaa nopeutta millä dataa tuotetaan, sekä tiedon päivittymisen ja sen toimittamisen tiheyttä. Datan nopeus kasvaa lähteiden lukumäärän kasvaessa (Kimble & Milolidakis 2015; Mohanty et al. 2015, 31) Suurella kiertonopeudella liikkuvaa dataa ovat esimerkiksi osakemarkkinoista lähtöisin oleva taloudellinen data, reaaliaikainen videokuva, ja verkko-

kauppojen käyttötiedot (Kimble & Milolidakis, 2015). Vauhdilla liikkuvan datan hyödyntäminen voi olla haasteellista: data tulisi saada mahdollisimman nopeasti päätöksentekijöille datan muodostumisen jälkeen. Tähdellistä yrityksille on pystyä pienentämään viivettä sen välillä, kun data muodostuu ja se on saatavilla päätöksentekijöille (kuva 4). Tarkastelun kohteen ollessa varsinkin internetkäyttäjissä, reaaliaikainen, tai edes lähes reaaliaikainen, data voi tarjota tietoutta orastavista markkinatrendeistä. (Kimble & Milolidakis 2015) Nopea tieto voi näin tarjota kilpailuetua muihin yrityksiin nähden.



Kuva 4. Viive datan muodostumisesta hetkeen, kun se on saatavilla päätöksentekijöille

Data on myös monimuotoista ja peräisin moninaisista lähteistä (variety). Data voi olla joko strukturoitua, puolistrukturoitua tai strukturoimatonta. Yrityksille saatavilla olevasta datasta 20 % on strukturoitua ja loput strukturoimatonta. (Hurwitz et al. 2013, 29). Strukturoitu, eli rakenteellinen, data viittaa korkeasti järjestäytyneeseen dataan (Google Developers 2016). Sillä on määritelty pituus ja formaatti (Hurwitz et al. 2013, 26). Lentoyhtiöitä koskevaa strukturoitua dataa ovat esimerkiksi varaus- ja matkalipuista saatava data. (Vinson 2013, 96) Data voi olla koneiden tuottamaa, tai se voi olla tuotettu ihmisten ja koneiden välisessä interaktiossa (Hurwitz et al. 2013, 26). Koneiden tuottamaa strukturoitua dataa ovat esimerkiksi sensoridata, web log - data ja taloudellinen data. Ihmisten koneiden kanssa vuorovaikutuksessa synnyttämää strukturoitua dataa ovat esimerkiksi sivustojen syöttötiedot ja clickstream - data. Yritykset voivat kerätä strukturoitua dataa esimerkiksi asiakkuudenhallintajärjestelmistä ja toiminnanohjausjärjestelmistä. (Hurwitz et al. 2013, 26-27) Kuva 5 havainnollistaa datan lähteitä ja rakennetta.



Kuva 5. Datan rakenne ja lähteet

Loput, eli 80 %, yrityksille saatavilla olevasta datasta on strukturoimatonta, eli rakentettua. Sillä ei siis ole määriteltyä formaattia. Esimerkiksi sosiaalisesta mediasta kumpuaava matkailuun liittyvää strukturoimatonta dataa voidaan käyttää päivittäin mielipiteiden analysointia (sentiment analysis) varten, trendien tunnistamiseen ja myyntijohtolankojen generoimiseen (lead generation), sekä impulssisignaalien poimimiseen kysynnän ennustamista varten (Vinod 2013, 97). Koneiden tuottamaa strukturoimatonta dataa ovat esimerkiksi satelliittikuvat, kuvat ja videot, sekä esimerkiksi meteorologinen data. Interaktiossa koneiden ja ihmisten välillä tuotettua strukturoimatonta dataa ovat esimerkiksi sähköpostit, data sosiaalisesta mediasta, sekä kännyköistä ja strukturoimatonta sisältöä tarjoavien internetsivujen, kuten Youtuben, sisältö. Puolistrukturoitu data on strukturoidun ja strukturoimattoman datan välimaastossa. XML (Extensible Markup Language) -tekniikka mahdollistaa strukturoimattoman datan esittämisen mielekkäällä tunnisteella. (Hurwitz et al. 2013, 29-30, 197).

Läheskään kaikki saatavilla olevalla datalla ei ole arvoa (value) yritykselle. Vaikka datan määrä on äärimmäisen suuri, vain pienehkö osa siitä on hyödyllistä (Li, Tao, Cheng & Zhao 2015, 669) Datan arvosta puhuttaessa viitataan prosessiin, jossa datamassasta erotetaan siinä piilevää informaatiota (Mohanty et al. 2015, 4). Datan ollakseen arvokasta, siitä erottamalla ja muokkaamalla täytyy saavuttaa taloudellisesti merkittävää hyötyä tai ymmärrystä (Wamba et al.2015, 236).

Kaikki näennäisestikään hyödyllinen data ei ole yritykselle käyttökelpoista. Jos data ei ole totuudenmukaista (veracity), eli paikkansapitävää, se saattaa osoittaa virheellistä korrelaatiota yhdistettynä muuhun dataan ja informaatioon. Datan paikkansapitävyyden kiistämätön merkittävyys tulee esille päätöksentekotilanteissa: paikkansapitämättömän tai huonolaatuisen datan käyttö saattaa johtaa virheelliseen arviointiin liiketoimintamahdollisuudesta. (White 2012, 211) Vaikka data olisinkin näennäisesti hyödyllistä ja onnistuttu analysoimaan lähes reaaliaikaisesti, virheellisenä se menettää merkityksensä. Data täytyy pystyä vahvistamaan sekä virheettömyytensä, että kontekstinsa mukaan (Hurwitz et al. 2013, 16).

3.2 Big datan hyödyntäminen

Jotta yritysten olisi mahdollista hyötyä big datasta, niiden täytyy pystyä tunnistamaan, yhdistämään ja johtamaan useita datan lähteitä. Lisäksi tulosten ennustamiseksi ja optimoimiseksi täytyy olla kykyä luoda kehittyneitä analytiikkamalleja. (Barton & Court 2012, 80) Mikään määrä dataa ei tuota yritykselle arvoa, mikäli sitä ei osata hyödyntää päätöksenteon tukena. Big datan hyödyntämiseksi tarvitaankin business intelligenceä ja business analytiikkaa. Business intelligence ja business analytiikka voidaan määritellä tekniikaksi, teknologioiksi, järjestelmiksi, käytännöiksi, metodologioiksi ja sovelluksiksi, jotka analysivat kriittistä dataa, jotta yritys ymmärtäisi paremmin liiketoimintaansa sekä markkinoitaan suorittaakseen oikea-aikaista päätöksentekoa. (Chen et al. 2012, 1166) IDC:n Program Vice President Dan Vessetin mukaan nykypäivän vauhdikas liiketoiminnan juoksu vaatii operationaalista analytiikkaa, joka tarjoaa vastauksen ennen kuin kysymys vanhen tuu. Mitä nopeammin reagoidaan päätöksenteon mukaan, sitä enemmän se tuo arvoa. (SAS Institute Inc. 2012) Big data -analytiikan avulla datasta voidaan paljastaa piilotettuja malleja, korrelaatiota, sekä muita oivalluksia (Sagiroglu & Sinanc 2013, 42). Liun (2014, 42) mukaan big data-analytiikkaa voidaan pitää erottavana tekijänä hyvin ja huonosti suoriutuvien organisaatioiden välillä.

Monien yritysten työkalu laittaa business intelligence kontekstiin on market intelligence. Business intelligencen keskittyessä laaja-alaisempaan informaation asiakkaista, market intelligencen fokus on tarkempi. Se keskittyy tiettyihin asiakasryhmiin, huomioiden demografisen sekä maantieteellisen informaation, että asiakkaan ostotapahtumat. (Arlin 2015) Market intelligence data voi olla peräisin esimerkiksi asiakastransaktiotiedoista ja analysointi voi tapahtua tietokantoja segmentoimalla ja klusteroimalla. (Chen, Chiang & Storey 2012, 1173) Market intelligence ottaa huomioon myös tapahtumat kilpailijoiden saralla, toisin kuin business intelligence (Arlin 2015).

3.3 Kysynnän ennustaminen

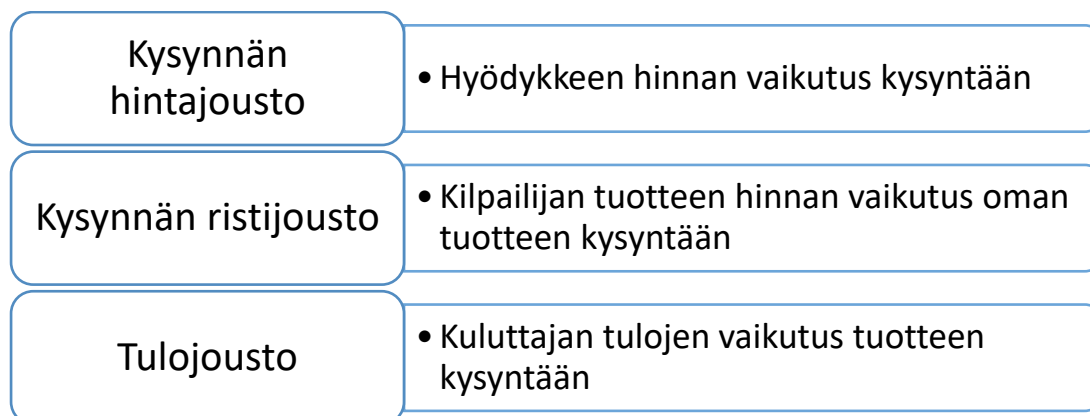
Järvenpää, Lämsiluoto, Partanen & Pellinen (2013, 225) muistuttavat, että hinnoittelua suoritettaessa tulee arvioida hyödykkeen kysyntään vaikuttavia tekijöitä. Ennen varsinaiseen hinnoittelun tarkasteluun siirtymistä on siis hyvä tutustua kysynnän arvioimiseen. Hyödykkeiden kysyntään vaikuttavat kuluttajan tarpeiden rakenne, hyödykkeen oma hinta, muiden hyödykkeiden hinnat, sekä kuluttajan tulot. Markkinakysyntään vaikuttavat samat seikat kuin yksittäisenkin tuotteen kysyntään. (Pohjola 2012, 39, 43) Lentoyhtiöissä perinteisten kysyntämallien periaatteena on maksimoida voitto, kun lennon markkinakysyntä on korkeampi kuin tarjolla oleva kapasiteetti (Yeoman & McMahon-Beattie 2011, 48). Lentoyhtiöiden tuottojen optimointi perustuu pitkälti tulevan kysynnän arvioimiselle. Sen mukaan määritellään mm. kapasiteetin tarjonta eri asiakasryhmille ja vaihdetaan eriävät hinnat dynaamisesti esimerkiksi varausajankohdan mukaan.

Todennäköisen kysynnän arvioimisessa voidaan käyttää big dataa analysoivia tietokoneohjelmistoja (Lak, Kocak, Pralat, Bener & Samarikhalaj 2015). Data-analytiikka voi tuoda huomattavaa etua kysynnän arvioimiseen: kuten jo aiemmin mainittiin, big datan arvosta puhuttaessa viitataan datassa esiintyvän piilevän informaation erottamiseen (Mohanty et al. 2015, 3-4), ja Erevelles, Fukawa & Swayne (2015, 902) mukaan piilevien asiakastietojen havaitseminen on usein erityisen tärkeää kysynnän ennustamiseksi. Myös big datan reaaliaikaisuus ja monimuotoisuus tuovat etua kysynnän arvioimisessa: siirryt-

täessä minuutin tarkkaan dataan (minute-by-minute data) tai yksilötason myyntien tarkasteluun, voidaan hyödyntää hyvinkin tarkkaa institutionaalista tietoa, tai jopa mikrotason variaatioita. Kysyntäkäyrien arvioimisessa voi hyödyntää esimerkiksi internetin rakeisen datan tarjoamia yksityiskohtaisia myyntitietoja. (Einav & Levin 2013, 18)

Joustot kysynnän arvioimisessa

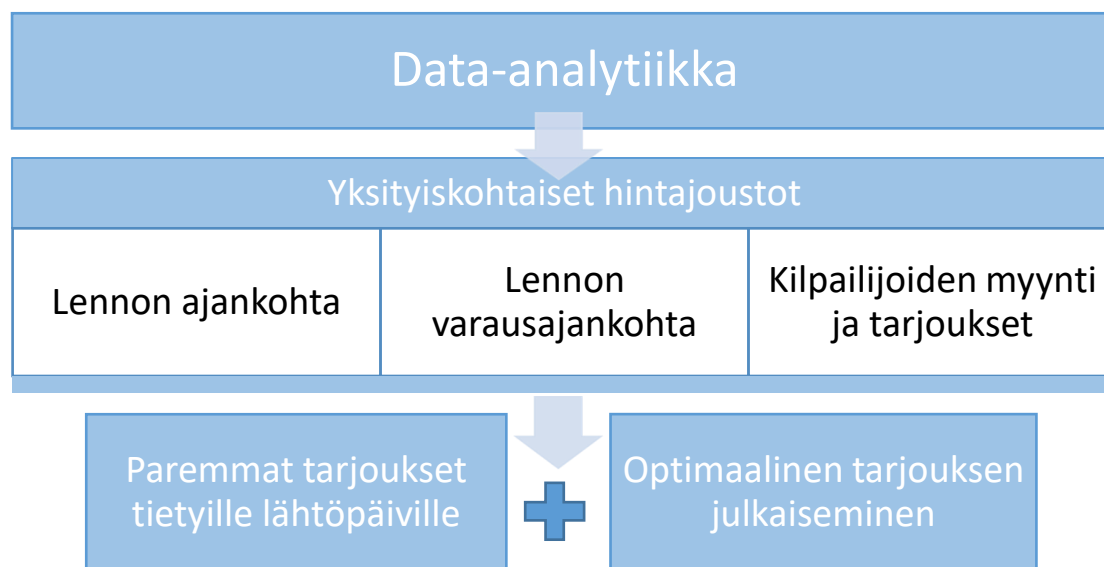
Kysyntää arvioidessa täytyy tarkastella eri tekijöiden vaikutusta siihen. Eri tekijöiden vaikutusta kysyntään voidaan arvioida joustojen avulla. Kuvassa 6 havainnollistetaan minkä seikan vaikutusta kysyntään kukin jousto arvioi. Kysynnän hintajoustoa laskettaessa arvioidaan hyödykkeen hinnan vaikutusta kysyntään. Lentoyhtiö voi esimerkiksi arvioida lentolipun hinnan vaikutusta lennon kysyntään. Kilpailijan tuotteen hinnan muutoksen vaikutusta oman tuotteen kysyntään voidaan taas tarkastella kysynnän ristijouston avulla. Kuluttajan tulojen vaikutusta kysyntään voidaan arvioida tulojouston avulla. (Järvenpää et al. 2013, 225-226) Tässä tutkielmassa pohditaan lähinnä lentolipun hinnan ja kilpailijan lipputuotteiden hintojen vaikutusta kysyntään.



Kuva 6. Kysynnän hintajousto ja ristijousto, sekä tulojousto

Hintajoustot ovat tärkeitä lentoliikennealalle. Kysyntäestimaateille määritetyt hintajoustot ovat yleisesti käytettyjä menettelytapoihin liittyvissä päätöksenteoissa lentokentillä. Päivittäisten hintavaihtelujen vaikutusta kysyntään voidaan arvioida lentotasojen joustojen (flight-level-elasticities) avulla (Mumbower, Garrow & Higgins, 2014, 196, 204). Joustojen

määrittäminen voi olla osana yrityksen hinnoittelupäätöksentekoa: Barton & Court (2012, 81) esittävät, että eräs strategia hinnoitteluun on käyttää mallia, joka pohjautuu historialliseen tuotteiden hintajoustoan, myyntidataan, kilpailijoiden reaktioihin, sekä muihin muuttujiin. Yksityiskohtaisten hintajoustojen määrittäminen tarjoaa lentoyhtiöille mahdollisuuden parempien tarjousten asettamiseen tietyille lähtöpäiville. Nämä joustot voivat näyttää myös minä viikonpäivinä alennuksen olisi hyvä olla käytettävissä. Yksityiskohtaisia hintajoustoja voi myös hyödyntää kilpailijoiden tarjouksiin vastaamisessa. Hintajoustoja voi määrittää lennon ajankohdan mukaan (viikonpäivä ja kellonaika), lennon varausajankohdan mukaan (päivien määrä lennon lähdöstä), sekä kilpailijoiden myynnin ja tarjousten mukaan. Kun tiedetään, miten joustot vaihtelevat näiden tekijöiden mukaan, lentoyhtiöiden on helpompi tunnistaa oikea aika tarjouksen julkistamiseen ja kilpailijan hinnoitteluun vastaamiseen. (Mumbower et al. 2014, 196, 206-210) Kuva 7 havainnollistaa datan hyödyntämistä kysynnän arvioinnissa.



Kuva 7. Datan hyödyntäminen tarjousten optimoinnissa

Kun yksityiskohtaiset hintajoustot määritellään data-analytiikan avulla, niin lentoyhtiölle tarjoutuu mahdollisuus optimoida paremmat tarjoukset lentojen lähtöpäiville. Lisäksi lentoyhtiöt saavuttavat mahdollisuuden tunnistaa oikea-aikainen tarjouksen julkistamishetki.

3.4 Kapasiteetin allokointi

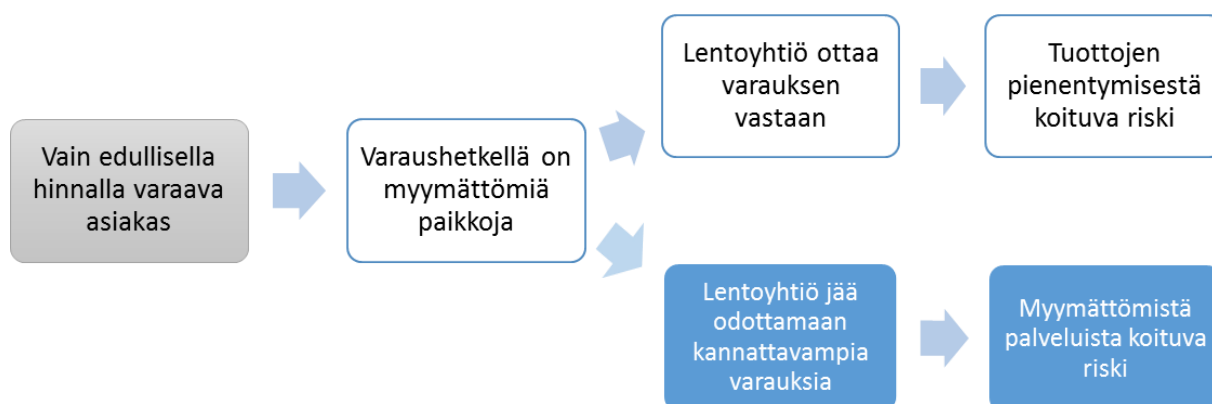
Lentokoneen paikkojen määrä, eli tarjonta, on kysynnän ohella toinen avainasemassa oleva hinnoitteluun vaikuttava seikka. Istuinpaikkojen määrää lentoyhtiö ei voi vaihdella kysynnän mukaan, mutta lentoyhtiö voi optimoida, kuinka monta paikkaa antaa minkäkin asiakasryhmän varata. Lentoyhtiöiden kapasiteetin hallinnassa ei olekaan kysymys vain lentokoneen istuinten yksiselitteisestä täyttämisestä. Phillipsin (2005, 149) mukaan kapasiteetin allokoinnin optimoinnissa on tarkoitus päättää, kuinka monta istuinpaikkaa lentoyhtiön tulisi antaa vähemmän maksavien asiakkaiden (low-fare customers) varata, kun tulevaisuudessa on mahdollista kohdata kysyntää enemmän maksavien asiakkaiden (high-fare customers) kohdalta. Kapasiteetin hallinnalla pyritään kohti tehokkaampaa kapasiteetin tarjontaa, jonka päämääränä on kapasiteetin kannattava käyttö (Albanese 2004, 83). Kapasiteetin allokoiminen on erityisen tärkeää matkustajalento-yhtiössä, sillä näiden tuottojohtamisstrategiat pohjautuvat usein markkinan segmentointiin lentolipun varausajankohdan mukaan. (Phillips 2005, 149)

Lentoyhtiöiden tuottojohtamisjärjestelmät ennustavat kysyntää tietyille varausryhmälle. (Mumbower, Garrow & Higgins 2014,196) Tärkeää on siis segmentoida asiakkaat. Kenties yksinkertaisin tapa lentoyhtiölle on luokitella asiakkaansa varausajankohdan mukaan. Asiakkaat voidaan segmentoida lentolippunsa aikaisin varaaviin, vähemmän maksaviin lomamatkailijoihin ja korkeamman hinnan maksaviin liikematkailijoihin, jotka tekevät varauksensa myöhemmin (Phillips 2005, 149). Taulukossa 4 on havainnollistettu kyseisten asiakastyypien piirteet, sekä niiden tuoma tuotto lentoyhtiölle.

Taulukko 4. Lentoyhtiöiden asiakasryhmien piirteet ja niiden tuoma tuotto

Asiakastyyp	Lennon varausajan-kohta	Maksuhalukkuus	Asiakkaan tuoma tuotto
Lomamatkailija	Hyvissä ajoin ennen lentoa	Alhaisempi	Alhaisempi
Liikematkailija	Hieman ennen lentoa	Korkeampi	Korkeampi

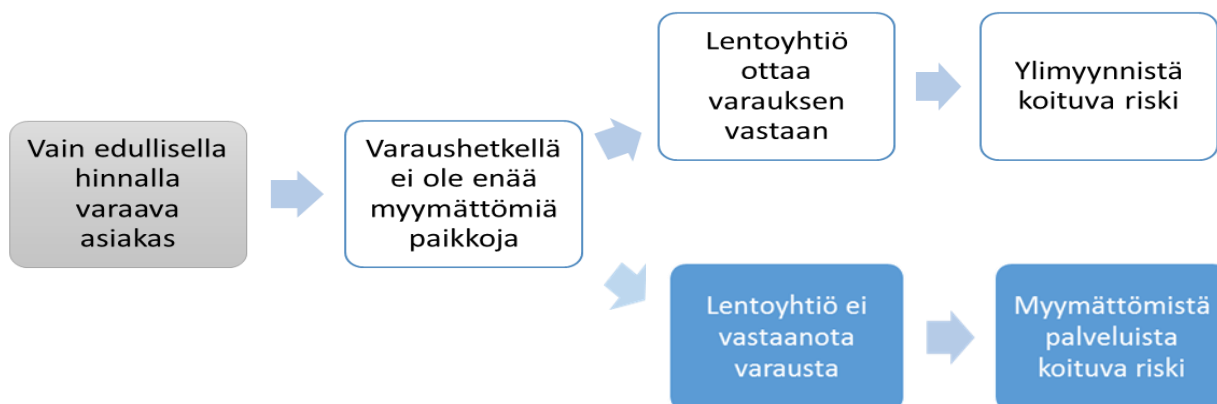
Asiakkaita voi toki olettaa luokiteltavan mahdollisesti useampaankin ryhmään, kuin edellä esitetyt kaksi. Tämä lomamatkailijoihin ja liikematkailijoihin luokittelu on kuitenkin tässä tapauksessa esimerkillisimmäksi ja havainnollistavimmaksi katsottu tapa. Kapasiteetin allokoinnissa lentoyhtiö siis varaa kapasiteettiaan tietyille asiakasryhmille. Kapasiteetin varaamisessa piilee kuitenkin riskinsä (kuva 8): mikäli lentoyhtiö varaa heti useita paikkoja vähemmän maksaville asiakkaille, käsillä on tuottojen pienentymisen riski. Tämä tarkoittaa voittojen menetystä kalliimpien lipputuotteiden myynnistä, jos myöhempänä ajankohdana kohdataankin kysyntää enemmän maksavien liikematkailijoiden osalta. Mikäli lentoyhtiö päättää jättää varausmahdollisuuden näille kannattavammille, vähemmän hintaherkille asiakkaille, kohdataan myymättömistä palveluista koituva riski. Tuloksena voi olla tyhjiä paikkoja lentokoneessa, jos lentoyhtiö ei kohtaakaan kysyntää näiltä tuottoisammilta asiakkailta. (Phillips 2005, 172; Albanese 2004, 86) Salanti et al. (2012, 256) esittävät, että mikäli lento saa osakseen korkeaa kysyntää liikematkailijoiden osalta, lennon tarjoajalla on varaa myydä muut paikat alhaisilla hinnoilla. Tämän toteutuakseen lentoyhtiöin täytyisi siis tietää etukäteen, kuinka paljon kysyntää tullaan kohtaamaan liikematkailijoilta, ennen myydään paikkoja vähemmän maksaville asiakkaille. Juuri tästä asiakasryhmien kysynnän ennustamisesta kapasiteetin allokoinnissa on kysymys.



Kuva 8. Tuottojen pienentymisestä ja myymättömistä palveluista koituvat riskit (mukaillen, Albanese 2004, 86)

Toisinaan lentoyhtiö myy lippuja, vaikka tarjolla ei olisikaan enää vapaita paikkoja. Tässä ei ole kysymys huolimattomuudesta johtuvista lipsahduksista tai tietojärjestelmän virheestä, vaan toiminto on yleisesti käytetty kapasiteetin allokoinnin optimointitoimenpide:

(Yeoman et al. 2011,196) mukaan on tutkittu, että 5-10 % lippunsa varanneista asiakkaista ei ilmesty paikalle lennon lähtiessä. Ylibuukkaustilanteessa tarjoaja myy enemmän paikkoja kuin hänen kapasiteettinsa sallisi (Phillips, 2005, 208). Näin kompensoidaan paikalle ilmestymättömien asiakkaiden aiheuttamaa kapasiteetin käytön vajausta lentokoneessa (Yeoman et al. 2011, 196). Jotkin ovat sitä mieltä, että ylibuukkaus ei kuulu hinnoitteluun ja tuottojen optimointiin, sillä se ei varsinaisesti vaikuta hintaan. Ylibuukkaus liittyy kuitenkin erottomasti kapasiteetin allokoointiin. (Phillips, 2005, 208) Albanese (2004, 86) esittää lentoyhtiön kohtaamat riskit, kun varaushetkellä ei ole enää myymättömiä paikkoja (kuva 9). Jos lentoyhtiö ottaa tällöin vähemmän maksavan asiakkaan (lomamatkailijan) varauksen vastaan, ollaan ylibuukkaustilanteessa. Kohdataan siis ylimyynnistä koituva riski, koska on myös mahdollista, että paikalle ilmestyykin ”liikaa” asiakkaita lennon lähtiessä. Varauksen hylkääminen johtaa tässäkin tapauksessa myymättömistä palveluista koituvaan riskiin, sillä tietty prosentti lipun ostaneista matkustajista ei saavukaan lennolle.



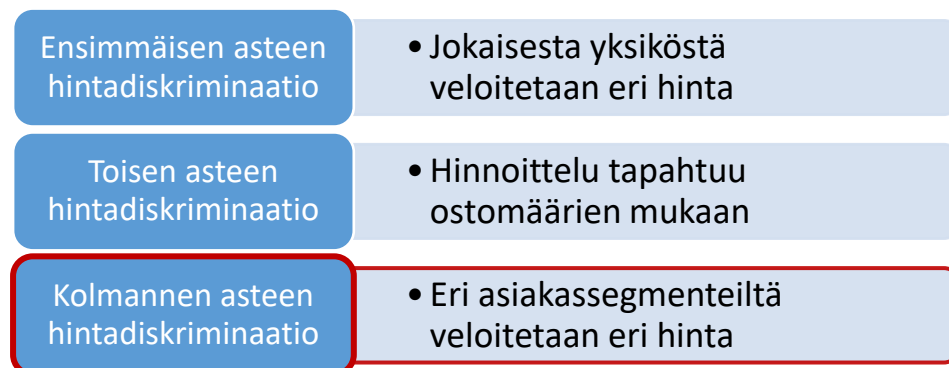
Kuva 9 Ylimyynnistä ja myymättömistä palveluista koituvat riskit (mukaillen, Albanese 2004, 86)

Tärkeää kapasiteetin allokoinnin optimoinnissa onkin siis eri asiakassegmenteiltä tulevan kysynnän ennustaminen. Tähdellistä on myös osata arvioida, kuinka paljon mahdollista ylimyyntiä tulisi suorittaa. Tämä voi olla mahdollista selvittää esimerkiksi historiallisista paikalle ilmestymättömien asiakkaiden määristä. Kun kysyntä ja tarjonta saadaan kohtaamaan lentoyhtiölle tuottoisimmalla tavalla, vältetään myymättömistä paikoista ja ylimyynnistä koituvat riskit, ollaan jo askel lähempänä optimaalisten hintojen asettamista.

3.5 Eriävä hinnoittelu

Varsinkin lentoyhtiöistä on tullut eteviä virtuaalisten datavarastojen käytössä, kun harjoitetaan istuintason hinnoittelua: samalla rivillä istuvat asiakkaat ovat saattaneet maksaa lentolipuistaan hyvinkin eriävän hinnan. (Broderick 2015, 21) Hintadiskriminaatio, eli eriävä hinnoittelu, on tuottojen optimoinnin ytimessä. Lentoyhtiö voi maksimoida tuottoensa hinnoittelemalla eriävästi, etenkin veloittamalla korkeampi hinta niiltä, jotka varaavat lipunsa lennon lähtöpäivän lähestyessä (näin tekevät ovat yleensä liikematkailijoita) (Santalanti, Malighetti & Redondi 2012, 250). Hintadiskriminaatio tarkoittaa eri asiakkaille tai asiakassegmenteille samojen, tai hieman erilaistettujen tuotteiden myymistä eri hinnoin (Phillips 2005, 15, 75).

On olemassa kolmenlaista hintadiskriminaatiota. Ensimmäisen asteen, eli täydellistä, hintadiskriminaatiota, jossa veloitetaan eri hinta jokaiselta myydyltä yksiköltä. Lisäksi on toisen asteen, eli ostomäärien mukaan tapahtuvaa diskriminaatiota ja kolmannen asteen hintadiskriminaatiota, jossa veloitetaan eri hinta eri asiakassegmenteiltä. (Economics Online Ltd 2016) Tässä tutkielmassa fokuksessa ollaan pidemmälti asiakassegmenttien mukaisessa hinnoittelussa, eli kolmannen asteen hintadiskriminaatiossa (kuva 10).



Kuva 10. Hintadiskriminaatioasteet

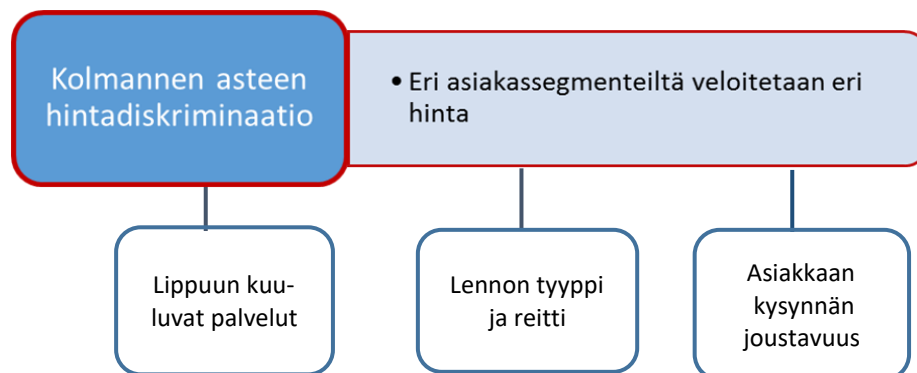
Lentoyhtiöt voivat hinnoitella eriävästi esimerkiksi lisäpalvelujen, sekä lennon tyyppin mukaan. Markkinoiden segmentointi on erittäin oleellista kapasiteetin allokoinnin lisäksi myös eriävässä hinnoittelussa. Tähdellistä on tunnistaa myös asiakkaiden hintaherkkyys, sillä

hintaherkkien asiakkaiden on huomattu varaavan lentolippunsa viikonloppuisin. Vähemmän hintaherkät asiakkaat taas sijoittavat lentolippujen varaamisensa arkipäiviin. Potentiaalisten asiakkaiden ja niiden hintaherkkyuden vaihtelevuuden ymmärtäminen varauspäivien mukaan on kriittistä, jotta tarjous saadaan julkistettua oikeaan aikaan. (Mumbower et al. 2014, 208)

Markkinoiden segmentointi voidaan suorittaa lennon tyyppin tai reitin mukaan (Moreno-Izquierdo et al. 2015, 652). Big data mahdollistaa esimerkiksi reaaliaikaisen mikrosegmentaation toteuttamisen tarjousten kohdistamiseksi (Manyika, Chui, Brown, Bughin, Dobbs, Roxburgh & Hung Byers 2011, 5). Mikäli yritys haluaa luokitella individuaaliset asiakkaansa eriävien hintojen asettamiseksi, voi olla suositeltavaa kehittää algoritmi, joka luokittelee asiakkaat sekä määrittää kysyntäjoustop ja optimaalisen hinnan asiakastyypeittäin, yksittäisen joustop arvioimisen sijaan. (Einav & Levin 2013, 22) Varausajankohdan mukaan segmentoidessa tämä voisi tarkoittaa sitä, että tiedetään täsmällisemmin, missä menee asiakassegmenttien hintaherkkyuden rajat: eli minä varausajankohtana voidaan alkaa veloittaa korkeampaa hintaa, niin että vältytään esimerkiksi kapasiteetin allokoinnissa kohdattavalta myymättömien paikkojen riskiltä. Lentoyhtiöiden hinnoittelu vaihtelee kin vuodenajan, viikonpäivän ja lennonlähdön ajankohdan mukaan. Hinnat ovat yleensä korkeimmillaan alkuvuodesta, viikonloppuisin ja yleisinä vapaapäivinä sekä aamuisin. (Malighetti, Paleari & Redondi 2010, 41) Salanti et al. (2012, 254) esittävät, että lomareittien hinnat per kilometri olivat yleisesti korkeampia kuin liikematkailijoiden suosimilla reiteillä. Kuitenkin lomareittien hinnat per kilometri vaihtelivat vähemmän kuin liikematkailijoiden.

Muita hintadiskriminointikeinoja Moreno-Izquierdo et al. (2015, 652) esittävät olevan lisäpalvelut, joissa voi esimerkiksi valita istumapaikan tai oikeuttaa itselleen pääsyn koneeseen ensimmäisten joukossa. Bachis ja Piga (2011, 666) tutkimuksen mukaan eurooppalaiset halpalentoyhtiöt harjoittavat jopa maantieteellistä hintadiskriminaatiota. Hinnat ovat eriävä sen mukaan missä valuutassa ne esitetään, mikäli lentojen loppupääät sijaitsevat maissa, joilla on eri valuutat. Lentoyhtiö tarjoaa korkeampaa hintaa asiakkaalle, jonka

kysynnän yhtiö uskoo olevan joustamattomampi. (Bachis & Piga 2011, 657) Kuva 11 havainnollistaa mainittuja seikkoja, joiden perusteella eriäviä hintoja asetetaan.



Kuva 11. Seikkoja, joiden mukaan eriäviä hintoja asetetaan

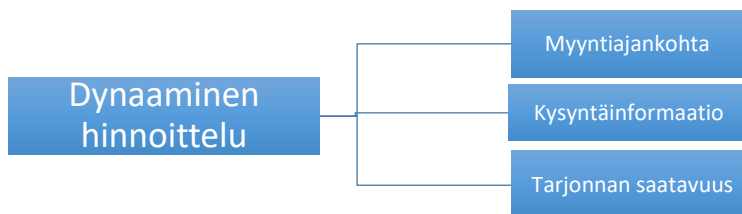
Eriävässä hinnoittelussa tärkeää on siis markkinoiden segmentointi, johon big datan analysointi voi tuoda hyötyä, sekä asiakkaiden hintaherkkyys. Näiden seikkojen perusteella lentoyhtiöt voivat määrittää eriäviä hintoja lippuun kuuluvien palveluiden, lennon tyyppin ja reitin, sekä asiakkaan kysynnän joustavuuden mukaan.

3.6 Dynaaminen hinnoittelutapa

Lentoyhtiöt suorittavat eriävää hinnoitteluaan dynaamisesti, eli reaaliaikaisesti. Tutkielman introssa mainittiin lennon varaamisen tuska, jossa havaitaan lentolipun hinnan nousevan lennon lähtöpäivän lähestyessä: tästä lentoyhtiöiden dynaamisessa hinnoittelussa on kysymys. Kun toimitaan dynaamisessa ympäristössä, jossa nopeus on valttia, myös hinnoittelun on syytä olla dynaamista: sen avulla vastataan markkinoiden heilahteluun ja kysynnän epävarmuuteen (Lak et al. 2015). Big datasta erotettava minuutin tarkka data (Einav & Levin 2013, 18), voikin mahdollistaa hinnoittelun vielä reaaliaikaisemmin.

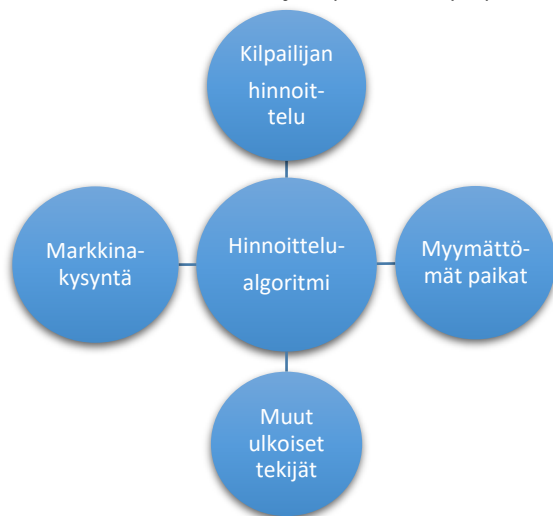
Dynaaminen hinnoittelu on lähestymistapa joustavan tuotteen tai palvelun hinnan asettamiseen. (Lak et al. 2015) Dynaamiselle hinnoittelulle ei ole vielä vakiintunut täsmällistä määritelmää. Peruajatuksena on kuitenkin, että myyjä harjoittaa dynaamista hinnan muuttamista perustuen myyntiajankohtaan, kysyntäinformaatioon, sekä tarjonnan saatavuuteen (Schwind 2007, 29). Salanti et al. (2012, 256) mukaan dynaaminen hinnoittelu pyrkii

arvioimaan liikematkailijoilta kumpuavan kysynnän jokaiselle lennolle, jotta sopiva määrä paikkoja jäisi jäljelle myöhäisenä ajankohtana varattavaksi. Tuoton maksimoimiseksi onkin suositeltavaa käyttää dynaamista hinnoittelua (Lak, et al. 2015).



Kuva 12. Dynaaminen hinnoittelu

Dynaaminen hinnoittelu mahdollistaa organisaation implementoida kuluttajien vaihtelevaan kysyntään perustuva joustava hinnoittelustrategia, jonka organisaatio voi perustaa big datan pohjalle (voidaan käyttää dataa esimerkiksi jopa sääennusteista ja sosiaalisesta mediasta) (Erevelles et al. 2015, 901). Lentoyhtiöissä tämä data voisi olla esimerkiksi yksilötason myynneistä reaaliaikaisesti kerättävää informaatiota. Lentolippujen hintojen reaaliaikaiseen optimointiin käytetään hienostuneita matemaattisia malleja jotka perustuvat informaatioon myymättömistä paikoista sekä markkinakysynnästä (Chen, Cao, Feng & Tan 2015, 964). Hinnoittelujärjestelmän pohjalla toimii algoritmit: ne ottavat datan sisään ja tekevät sen pohjalta lähes reaaliaikaisia hinnoitteluehdotuksia (Broderick 2015, 21, 23). Hinnoittelualgoritmien huomioon ottamia seikkoja ovat kilpailijan hinnoittelu, kysyntä ja tarjonta, sekä muut ulkoiset tekijät (kuva 13). (Lak et al. 2015)



Kuva 13. Hinnoittelualgoritmin huomioimat seikat

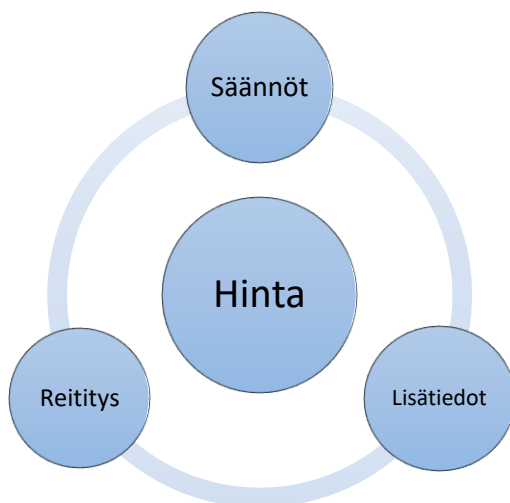
Tuoton maksimoimisen lisäksi näyttäisi siltä, että joidenkin tutkijoiden mukaan juuri dynaamiseen hinnoitteluun liittyisi myös yrityksen kilpailukyvyn säilyttäminen, sillä Lak et al. (2015) esittävät, että yrityksen säilyvyys kilpailukykyisinä on tulosta hintojen vaihtamisesta algoritmien pohjalta. Toimiessaan dynaamisesti muuttuvilla markkinoilla, joilla kysyntä vaikuttaa huomattavasti tuotteen optimaalisen hinnan asettamiseen, on myös hinnoitteluun syytä lähestyä reaaliaikaisuuden näkökulmasta. Tässä big datan tarjoaman minuutin tarkan datan hyödyntäminen voidaan nähdä valttina.

Kilpailijoiden hinnoitteluun vastaaminen

Lentoyhtiöt kohtaavat päivittäin massiivisen määrän kilpailevien yhtiöiden hintoja joihin vastata jollakin tavoin: maailmassa on yli sata miljoonaa eri lentolipun hintaa (ATPCo 2016), sekä päivittäin yli miljoona hinnan muutosta (Vinod 2010, 139). Jotta lentoyhtiö säilyttäisi asiankuuluvan markkinapaikkansa, kilpailijoiden hinnoittelutoimiin täytyy pystyä vastaamaan nopeasti (Vinod 2010, 139). Data kilpailijoiden lipputuotteiden hinnoista täytyy siis pystyä käsittelemään nopeasti. Kilpailijoiden hinnoittelutoimiin vastaaminen ja uusien hintojen asettamisen lentoyhtiön jokaiseen jakelukanavaan tapahtuukin usein automaation ja toistettavien liiketoimintaprosessien kautta (Vinod 2010, 139).

Viive määritellään ajaksi, joka lentoyhtiöllä menee vastata kilpailijoiden hinnoittelutoimiin ja asettaa uudet määritetyt hinnat jokaiseen jakelukanavaan. Tämä toimii usein automaation ja toistettavien liiketoimintaprosessien kautta. (Vinod 2010, 139) Kuten Kimble & Milolidakis (2015) mainitsevat, big datankin käsittelyssä yritykselle on tähdellistä pienentää aikaväliä datan muodostumisen ja sen saatavuudesta päätöksentekijöille. Näin säilytetään reaaliaikaisen datan arvo, kun tieto ei pääse vanhenemaan. Vinod (2010, 139) esittää, että lipun hinta itsessään on helppo määritellä. Lentolippujen hintojen vertailua kuitenkin mutkistaa lipputyyppeiden monimuotoisuus: lippuihin sisältyy usein eri tyyppisiä rajoitteita, kuten ajankohta, tai esimerkiksi lipputuotteen rajaus vain lapsille (ATPCo 2016). Hinnoitteluanalyytikon täytyykin tulkita kukin hinnan dimensio, eli lentolipun hinnan säännöt ja lisätiedot, sekä reititys (kuva 14), erikseen (Vinod 2010, 139). Dynaamisessa ympäristössä hintojen vertailu vaikeutuu, ja tietokoneavusteisuutta tarvitaan. Lentoyhtiöt

ovatkin kilpailuun vastatakseen investoineet automaattisiin hinnanvastaajärjestelmiin (price response systems). Nämä järjestelmät helpottavat tunnistamaan markkinoille tulevia kilpailijoiden uusia kahden kohteen välisiä hintoja. Järjestelmät myös antavat suosituksia, kuinka vastata näihin muutoksiin. (Mumbower et al. 2014, 197)



Kuva 14. Lentolipun hinnan dimensiot

Lentolippujen hinnan muutoksien ennustaminen on hankala ongelma ratkaistavaksi. Vinod (2013, 98) esittää, että esimerkiksi lennoista saatava data on ideaalista koneoppivien algoritmien kehittämiseksi. Algoritmit voivat ennustaa milloin hintojen odotetaan nousevan tai laskevan. (Vinod, 2013, 98) Näin kilpailijoidenkin hinnoittelutoimista voidaan saada aavistus jo etukäteen, ja näin optimoida oma hinnoittelu vastaamaan sitä parhaaksi katsotulla tavalla.

4. DATAN HYÖDYNTÄMINEN SUOMALAISEN LENTOYHTIÖN TUOTTOJEN OPTIMOINNISSA

Tavoitteena oli saavuttaa parempi kuva datan hyödyntämisestä lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnissa, ja saada lisää informaatiota big datan hyödyntämisestä kyseisessä prosessissa. Joten tutkielmaa varten haastateltiin Finnair Oyj:n henkilöstöä. Haastattelun antoivat markkinoinnista ja asiakasuskollisuudesta vastaava Vice President of Brand, tuottojohtamisesta ja hinnoittelusta vastaava Finnair Cargon Business Development Manager ja Finnairin Data Scientist. Haastattelujen edetessä kuitenkin ilmeni, että kyseisen lentoyhtiön tuottojen optimoinnissa ei itseasiassa hyödynnetä varsinaista big dataa, vaan tuottojen optimointi perustuu tavanomaisen, strukturoidun, datan analysoinnille. Kuitenkin big datan ollessa monimuotoista, se sisältää myös strukturoidun datan, ja lisäksi haastattelu valotti hieman haastateltavien näkemyksiä siitä, miten big dataa voisi olla mahdollista hyödyntää lentoyhtiön tuottojen optimoinnissa. Näin haastattelu tarjosi joka tapauksessa tutkielman kannalta arvokasta tietoa kansainvälisesti toimivan lentoyhtiön dataperustaisesta päätöksenteosta ja tuottojen optimoinnista. Haastattelu suoritettiin sähköpostin välityksellä avoimilla ja asteikollisilla kysymyksillä pitäen haastattelun runko lyhyenä. Haastattelukysymykset löytyvät Liitteestä 1.

Finnair on suomalainen julkisesti noteerattu Aasian ja Euroopan väliseen matkustaja- ja rahtiliikenteeseen erikoistunut lentoyhtiö (Finnair 2016). Analytiikalla on suuri rooli Finnairin toimissa: se on yksi lentoyhtiön menestysreseptin tärkeimmistä raaka-aineista. Oikeanlainen hinnoittelu on avainasemassa: lentoyhtiön on optimoitava hinnoittelunsa määrittämällä, mikä on paras hinta millekin lennolle, tiettyyn aikaan, tietystä paikasta toiseen ja tietyllä varaushetkellä, huomioiden eri kohderyhmien tarpeet. Finnairin liiketoimintojen kehitysjohtaja John Carlanderin mukaan Finnairissa analytiikka tuo ymmärryksen siitä, miksi ihmiset menevät tiettyinä ajankohtana tiettyyn paikkaan. (SAS Institute Inc. 2016)

4.1 Datan hyödyntäminen tuottojen optimoinnissa

Finnairin Business Development Manager (2016) kertoo datan hyödyntämisen lentoyhtiön tuottojen optimoinnissa perustuvan kysynnän ja tarjonnan arvioimiselle. Tarjonta on matkustajapuolella annettu muuttuja lentoyhtiöille: se riippuu yksinkertaisesti lentokoneen istuinten määrästä. Rahtia kuljetettaessa tarjonta on kuitenkin muuttuja: se riippuu lentokoneen teknisistä rajoitteista, sekä kyydissä olevien matkustajien lukumäärästä. Kysynnän ennustaminen pyörii asiakaskäyttäytymisen ennustamisen ympärillä, sillä asiakaskäyttäytymiseen vaikuttaa tuotteen haluttavuus. (Business Development Manager 2016) Kysynnän arvioimisessa käytetty data voi toki olla myös big dataa: Lak et al. (2015) toteavatkin, että big dataa analysoivia ohjelmistoja voidaan käyttää todennäköisen kysynnän arvioimisessa. Kysynnän lisäksi dataa hyödynnetään tuottojen optimointiprosessissa myös asiakkaiden maksuhalukkuuden ennustamiseksi Finnairin Data Scientist (2016). Business Development Manager (2016) kertoo, että tulevan kysynnän ja tarjonnan ennustamiseksi tulee huomioida useita muuttujia. Finnairin Vice President of Brand (2016) mainitsee hyödynnettäväksi dataksi historiallisen datan, ostokäyttäytymisdatan ja datan hinnoista sekä asiakkaista. Finnairin Data Scientist (2016) esittää kysynnän ja asiakkaan maksuhalukkuuden ennustamiseksi hyödynnettävää dataa lennon lähtöajasta ja määränpäästä, lennon lähtöpäivästä, lähtöajasta ja lennon varauspäivästä, sekä lipun hinnasta. Tämä onkin hyvin loogista, sillä lentoyhtiöiden hinnoittelu vaihtelee viikonpäivän, lennon lähdön ajan kohdan, sekä vuodenajan mukaan (Malighetti et al. 2010, 41) ja lentoyhtiöt voivat segmentoida markkinansa lennon tyyppin mukaan (Moreno-Izquierdo et al. 2015, 652).

Muun muassa Phillips ja Salanti et al. tunnistavat kysynnän tärkeyden kapasiteetin allokoinnissa. Koska lentoyhtiöt ennustavat kysyntää tietyille varausryhmille (Mumbower, Garrow & Higgins 2014, 196), myös markkinoiden segmentointi on tärkeää. Mikäli analysoidaan big dataa, myös reaaliaikainen mikrosegmentaatio on mahdollista (Manyika et al. 2011, 5). Kapasiteetin allokoiminen riippuu siitä, kuinka paljon kysyntää lentoyhtiö kohtaa tulevaisuudessa korkeamman hinnan maksavilta asiakkailta (Phillips 2005, 149). Mikäli lentoyhtiö kohtaa riittävää kysyntää näiltä asiakkailta, muut lentokoneen paikat voidaan

myydä edullisemmilla hinnoilla (Salanti, 2012, 256). Kun asiakaskäyttäytymisestä arvioidun eri asiakassegmenteiltä kumpuavan kysynnän ennakointi onnistuu, myös kapasiteetin allokoimiselle on vankka pohja. Kun on onnistuttu ennustamaan, kuinka suuri kysyntä kohdataan korkeammalla hinnalla lentolippunsa varaavilta liikematkailijoilta, tiedetään myös, kuinka monta paikkaa voidaan alhaisemmilla hinnoilla varaavien asiakkaiden ostaa. Unohtamatta kompensoida paikalle ilmestymättömien matkustajien aiheuttamaa kapasiteetin vajauksen kompensointia ylibuukkauksen kautta. Ylibuukkaus voidaan oletettavasti optimoida analysoimalla historiallista dataa paikalle ilmestymättömistä asiakkaista, kenties lennon tyyppin mukaisesti.

Kysynnän ennustaminen ja kapasiteetin allokointi kietoutuvat vahvasti myös dynaamiseen ja eriävään hinnoittelutaktiikkaan, sillä Salanti et al. (2012, 256) mukaan dynaaminen hinnoittelu pyrkii arvioimaan liikematkailijoilta kumpuavan kysynnän jokaiselle lennolle, jotta sopiva määrä paikkoja jäisi jäljelle myöhäisenä ajankohtana varattavaksi. Lentoyhtiöiden tuottojen maksimointi voikin tapahtua veloittamalla eri hinta varauksensa eri aikaan tekeville asiakkailta (Salanti et al. 2012, 250). Finnairin Data Scientist (2016) mainitseekin asiakkaan maksuhalukkuuden arvioimisen tärkeäksi tuottojen optimoinnille ja lennon varausajankohdan yhdeksi analysoitaviksi seikoiksi. Hinnoittelun differoinnissa on tärkeää tunnistaa asiakkaan hintaherkkyys, sillä lennon varauspäivä voi riippua siitä. Näin hintaherkkyys vaikuttaa siihen, milloin lentotarjous kannattaa julkaista. (Mumbower et al. 2014, 208). Mikäli yhtiö hyödyntäisi big dataa, asiakkaiden luokittelussa voisi olla suositeltavaa kehittää algoritmi, joka luokittelee asiakkaat ja määrittää optimaalisen hinnan asiakastyypeittäin Einav ja Levin (2013, 22). Tosin samankaltaisia algoritmeja käytetään oletettavasti aivan tavanomaiseenkin dataan perustuvissa hinnoitteluprosesseissa, mutta mikäli lentoyhtiö hyödyntäisi big dataa asiakkaidensa luokittelussa, niin yhtiöön olisi mahdollista saada tarkempaa tietoa asiakkaistaan. Tämän lisäksi (Manyika et al. 2011, 5) esittämä big datan tarjoama reaaliaikainen mikrosegmentaatio voisi tarjota etua tarjousten kohdistamiseksi. Myös kysynnän arvioimiseen pohjautuva dynaaminen hinnoittelustrategia voi pohjautua big dataan Erelles et al. (2015, 901) ja erityisesti siitä saatavat minuutin tarkka data ja informaatio yksilötason myynneistä (Einav & Levin 2013, 18) voivat auttaa lentoyhtiötä

hinnoittelemaan entistä dynaamisemmin. Tällöin pystytään vastaamaan markkinoiden heilahteluun ja epävarmaan kysyntään (Lak et al. 2015).

Kilpailijoiden hinnoitteluun vastaaminen ei varsinaisesti tullut esille haastattelussa, mutta kilpailijoiden tarjouksiin vastaamisen avuksi voidaan käyttää kysynnän arvioinnissa käytettäviä joustoja (Mumbower et al. 2014, 210). Lisäksi hinnoittelualgoritmit huomioivat Lak et al. (2015) mukaan myös kilpailijan hinnoittelun. Kilpailijoiden hintojen tutkimisessa käytetäänkin usein julkista hintatietoa, mikä on Vice President of Brandin (2016) mukaan yksi tärkeimmistä datan lähteistä tuottojen optimoinnin kannalta. Big datan tarjoama tarkemman ja nopeamman informaation saatavuus voi oletettavasti avustaa lentoyhtiöitä vastaamaan kilpailijan hinnoitteluun dynaamisemmin.

4.2 Datan merkitys tuottojen optimoinnissa

Business Development Manager (2016) mukaan data on elintärkeää mille tahansa optimointitoiminnolle ja faktapohjaiselle päätöksenteolle. Vice President of Brand (2016) mukaan data on erittäin tärkeää tuottojen optimoinnin kannalta: ”Mitä enemmän käytämme dataa viisaasti, sitä parempia ennustavia analyyssejä voimme tehdä”. Vice President of Brand (2016) perustelee datan tärkeyden myös sillä, että tuottojen optimointimallit muuttuvat, sekä kehittyvät jatkuvasti: data on kyseisin prosessin keskiössä. Data onkin yksinkertaisesti se alusta, mille tuottojen optimoinnin prosessi on rakennettu. Mitä parempaa dataa, sitä parempi on prosessi. Jotta tiedettäisiin, mikä data on tärkeää, datan hyödyntämiseksi tarvitaan kuitenkin bisnesanalytiikkaa. (Vice President of Brand 2016) Myös Chen et al. (2012,116) mainitsevat business analytiikan tärkeyden dataa hyödynnettäessä. Tähdellistä on, miten analysoidaan ja mitä johtopäätöksiä datasta tehdään (Vice President of Brand 2016). Datan olennaisuus yritykselle, eli sen arvo, on keskeistä myös big dataa analysoitaessa: siitä täytyy saavuttaa taloudellisesti merkittävää hyötyä tai ymmärrystä (Wamba et al. 2015, 236), kuten luonnollisesti myös tavanomaisestakin datasta.

Asteikolla 1-10 kaikki haastateltavat määrittelevät datan tärkeyden tuottojen optimoinnissa hyvin korkeaksi. Sekä Business Development Manager (2016), että Data Scientist (2016) määrittelevät datan tärkeyden täydeksi kymmeneksi, sillä data on minkä tahansa optimointiprosessin ydin ja elintärkeää tulevien lentojen kysynnän arvioimiseksi. Kysyttäessä big datan tärkeyttä lentoyhtiön tuottojen optimoinnissa, Vice President of Brand (2016) taas arvioi big datan tärkeyden yhdeksäksi. Vastauksessaan hän mainitsee tärkeyden riippuvaan siitä, miten big data määritellään. Tästä voidaan päätellä, että vaikka data on tuottojen optimoinnin ytimessä, kaiken sen ei välttämättä tarvitse olla ”isoa” dataa, niin kuin Finnairin Data Scientist (2016) mainitseekin, heidän tuottojen optimointiin hyödynnetty data on hyvin strukturoitua, joten juuri big datan hyödyntämisestä tuskin voidaan puhua.

4.3 Tärkeimmät datalähteet tuottojen optimointia varten

Vice President of Brand (2016) kertoo, että monenlaista dataa analysoidaan tuottojen optimointia varten: historiallista dataa, ostokäyttäytymisdataa, sekä hinnoista ja asiakkaista peräisin olevaa dataa. Hän mainitsee tärkeimmiksi datan lähteiksi yhtiön sisäisen transaktiodatan sekä historiallisen julkisen datan hinnoista. Myös Vinod (2013, 96) mainitsee lentolippujen varauksesta ja lippujen myynnistä saadun datan (eli yhtiön sisäisen datan) lentoyhtiöiden hyödyntämiksi datan lähteiksi. Data Scientist (2016) taas esittää tärkeimmiksi datan lähteiksi Finnairin oman historiallisen tuotto- ja asiakasdatan, sillä tämän kaltaiseen dataan on helppo päästä käsiksi ja koska nykyiset lentoyhtiöiden tuottojohtamisjärjestelmät ovat rakennettu tämänkaltaiselle datalle. Business Development Manager (2016) katsoo tärkeimmiksi datan lähteiksi historialliset kysyntä- ja tarjontakuviot sekä market intelligence datan. Lisäksi hän lisää, että kansainvälisillä markkinoilla toimiessa alati muuttuvilla markkinaolosuhteilla on suuri vaikutus optimointiin. Voidaan siis olettaa, että kaikki markkinaolosuhteiden olennaisista kysyntään vaikuttavista muutoksista kertova data voi olla tuottojen optimoinnin kannalta noteeraamisen arvoista. Tämä on seikka mikä varmasti tekee big datankin analysoinnista hyödyllistä: data voi tarjota orastavaa tietoa markkinatrendeistä, sekä paljastaa piilossa olevia malleja, sekä asioiden välisiä korrelaatioita (Kimble & Milolidakis 2015; Sagioglu & Sinanc 2013, 42). Vinod (2013, 96) esittää että

esimerkiksi sosiaalisesta mediasta kumpuavaa matkailuun liittyvää strukturoimatonta dataa voidaan käyttää päivittäin esimerkiksi trendien tunnistamiseen, sekä impulssisignaalien poimimiseen kysynnän ennustamista varten (Vinod 2013, 97). Näiden impulssisignaalien ja trendien tunnistamisen voidaan uskoa tuovan vihiä kulloisestakin markkinatilanteesta.

4.4 Datan hyödyntämismahdollisuuksia tuottojen optimoinnissa

Finnairin Data Scientist (2016) näkee internetsivujen (esimerkiksi Skyscannerin) kautta tehtyjen hakujen yhdeksi mahdolliseksi asiakkaiden kysyntää valottavaksi keinoksi: tämä antaisi informaatiota siitä, mihin ja milloin ihmiset ovat halukkaita matkustamaan. Vaikka Finnairilla tuottojen optimoinnin ytimessä onkin tavanomainen data, mahdollisuuksia ”isonkin” datan käyttöön voidaan nähdä. Vice President of Brand (2016) kertoo datan hyödyntämisen mahdollisuuksien olevan loputtomia. Hän kertoo datan hyödyntämisessä tällä hetkellä mielenkiintoiseksi seikaksi sen, miten perinteisiin datan lähteisiin (transaktio ja historiallinen data) voitaisiin yhdistää uusia datasarjoja. Näin datasta voi tulla hänen mukaan myös big dataa: yhdistetään tavanomainen data ulkoisiin tai epätavanomaisiin datalähteisiin. Mielenkiintoisimmaksi mahdollisuudeksi hän mainitsee tulevan markkinakäyttäytymisen arvioimisen yhdistämällä asiakaskäyttäytymisen ymmärrys esimerkiksi maailmalla esiintyvien poliittisten arvojen kanssa. Business Development Manager (2016) yhtyy datan hyödyntämismahdollisuuksista puhuttaessa muiden datalähteiden lisäämisen optimointiin, ennusteiden parantamiseksi. Hän kuitenkin lisää, että dataa ei tule ylisovittaa (ylisovitetulla datalla on huono ennustava kyvykkyys, joka johtuu esimerkiksi siitä, että mallissa on liikaa parametreja verrattuna havaintoihin). Kenties nämä muut datalähteet voisivat olla enemmän big dataan meneviä lähteitä kuten jopa Erevellesin (2015, 901) mainitsemat sosiaalisen median data ja sääennusteet. Sosiaalinen media voi kertoa esimerkiksi jossakin matkakohteessa olevasta suosituksi muodostuvasta tapahtumasta ja sääennusteet vihjata, missä vaiheessa Suomen kesäiset sateet saavat ihmiset lentämään kuivemmille seuduille. Toisaalta kenties ”isoa” dataa tarjoavat lähteet voisivat olla perinteisempiäkin: asiakastransaktioiden analysointi voitaisiin viedä tarkemmalle tasolle. Big

datasta erotettavat yksilötason myynnit, sekä minuutin tarkka data ja mikrotason variaatiot (Einav & Levin 2013, 18) tarjoavat mahdollisuuden tehdä tuottojen optimoimisesta vieläkin dynaamisempaa. Vaikka lentoyhtiön tuottojen optimointi perustuukin tällä hetkellä tavantomaisen datan analysoinnille, mahdollisuuksia big datankin hyödyntämiselle on havaittavissa.

5. YHTEENVETO JA JOHTOPÄÄTÖKSET

Tutkielmaa tehdessä valottui askel askeleelta entistä enemmän, että data on lentoyhtiöiden tuottojen optimointiprosessin ydin. Data ei kuitenkaan pelkällä olemassa olollaan hyödytä ketään, vaan mikäli data on tuottojen optimointiprosessin ydin, niin data-analytiikka on sen kantava voima. Mitä taas tulee monimuotoisen ja nopeasti liikkuvan big datan hyödyntämiseen lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnissa, asia kaipaa lisää tutkimusta. Big datan hyödyntämisen lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnissa tuskin voi sanoa olevan erityisen laajassa käytössä, tai se on todennäköisesti ottamassa vasta ensimmäisiä askeliaan. Tästä kertoo kirjallisuuskatsauksesta havaittu tiedon määrä, eli sen puute, sekä kansainvälisesti toimivan lentoyhtiön tuottojen optimoinnin perustamisen tavanomaisen datan perusteiselle päätöksenteolle. Kuitenkin big datan analysoinnin mahdollisuudet asiakaskäyttäytymisen ja kysynnän ennustamiselle ovat tunnistettu. Lentoyhtiöiden nykyiset tuottojohtamisjärjestelmät ovat vain rakennettu tavanomaisen datan ympärille. Koska tuottojen optimointimallit kuitenkin kehittyvät jatkuvasti, voi olla, että big dataa vielä hyödynnetään laajemminkin määrin lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnissa. Kenties big datan analysointi antaisi paremmat mahdollisuudet kysynnän ennustamiseen ja hintojen päivittämiseen optimaalisemmin ja reaaliaikaisemmin. Toisaalta, uudenlaisten optimointimallien adaptaatio aiheuttaa aina kustannuksia, joten yrityksen voi olla hankala ryhtyä luovimaan uudenlaisen prosessin läpi, varsinkaan jos sen hyödyistä lentoalalle ei ole sen hyödyntämisen vähyyden johdosta paljonkaan näyttöä. Mahdollista toki on, että lentoala pärjää tavanomaiseenkin dataan perustuvalla tuottojen optimoinnilla, kuten tähänkin asti. Lentoyhtiöt ovat olleet yksiä pioneereja datan hyödyntämisessä tuottojen optimoinnissa, mutta yhtä selvää ei ole, tulevatko ne olemaan pioneereja myös *big datan* hyödyntämisessä tuottojen optimoinnissa.

Tutkielmaa tehdessä ilmeni myös käsitteen *big data* epäselvyys, joka selkeni tutkielman laadullista osioita suoritettaessa. Haastatteluissa tuli ilmi kappaleessa 4.1 esitetty vastaus, jossa ilmaistiin, että ”riippuu siitä, miten big data määritellään”. Termin epäselvyydestä kertoo myös se, että empiirisen tutkimuksen kohteena olleen lentoyhtiön tuottojen optimoinnin perustamiseen vain tavanomaisen datan ympärille, saatiin todellinen selvyys

vasta viimeisessä haastattelussa. Epäselvyys termiä tulkittaessa ei olekaan ihme, sillä big datalla ei ole vakiintunutta määritelmää ja sen määritelmän ympärillä liikkuu useita termejä, kuten kappaleessa 3.1 esitettiin. Voi olla myös mahdollista, että mikään määritelmä ei tulekaan vakiintumaan, sillä järjestelmät, ja näin ollen myös analytiikka, kehittyvät jatkuvasti. Todennäköistä voi myös olla, että juuri tämän johdosta termi ei tarvitsekaan rajattua määritelmää. On oletettavaa, että big datasta tulee vastaisuudessa tämän päivän tavanomaista dataa.

5.1 Tutkielman tulokset – vastaukset tutkimuskysymyksiin

Tutkielman tavoitteena oli selvittää miten lentoyhtiöt hyödyntävät big dataa tuottojen optimoinnissa, ja mitä hyötyä big datan hyödyntäminen tuo lentoyhtiöiden tuottojen optimointiin. Lisäksi haluttiin selvittää lentoyhtiöille tärkeimmät datalähteet, joista tulevaa dataa analysoidaan tuottojen optimoimiseksi. Vaikka empiirinen tutkimus ei aivan pääsytkään tavoitteeseensa, tutkimuskysymyksiin vastaamisen mahdollisti teoreettisesta taustasta ja empiirisellä tutkimuksella saavutetut havainnot big datan hyödyntämismahdollisuuksista.

Ensimmäisenä tutkimuskysymyksenä esiintyi *Miten lentoyhtiöt hyödyntävät big dataa tuottojen optimoinnissa?* Big dataa on mahdollista hyödyntää lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnissa arvioimalla siitä saatavan informaation avulla tulevaa kysyntää ja asiakkaiden maksuhalukkuutta, tai esimerkiksi hyödyntämällä sitä asiakkaiden luokitteluun, jonka kautta kapasiteetin allokointi ja hinnoittelu voidaan suorittaa optimaalisesti. Kysynnän ja asiakkaiden käyttäytymisen perusteella arvioitavan maksuhalukkuuden arvioimiseen voidaan käyttää big dataa analysoivia ohjelmistoja. Kun kysyntä ja asiakkaiden maksuhalukkuus on saatu dataperustaisesti arvioitua, tämä mahdollistaa kapasiteetin optimaalisen allokoinnin ja eriävän hinnoittelun asiakastyypeittäin, käyttäen esimerkiksi asiakstransaktiodataa, historiallista kysyntäinformaation perustuvaa dataa, dataa lennon lähtö ja määränpää informaatiosta, lennon lähtöpäivästä sekä lähtöajasta ja lennon varauspäivästä ja julkista dataa hinnoista. Big datan mahdollisuudet tuottojen optimoinnissa

voivat löytyä esimerkiksi analysoimalla epätavanomaista dataa, kuten sosiaalisen median sisältöä, tai viemällä jo nykyisellään analysoitava data tarkemmalle tasolle.

Toisena päätutkimuskysymyksenä toimi *Mitä hyötyä big datan hyödyntäminen tuo lentoyhtiöiden tuottojen optimointiin?* Big datan nopeuden sekä monimuotoisuuden tarjoama mahdollisuus reaaliaikaiseen havainnointiin, voi johtaa parempaan päätöksenteon ja nopeampaan toimintaan, kuten dynaamisempaan hinnoitteluprosessiin. Lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnin tapahtuessa dynaamisessa ympäristössä reaaliaikaisuus sekä nopea päätöksenteko korostuvat markkinakysynnän heilahteluihin reagoidessa. Datan on todettu olevan tuottojen optimointiprosessin ydin ja paremman datan tuovan parempia ennusteita. Mitä moninaisemmista lähteistä data on peräisin, sitä monipuolisempaa tietoa sen voi uskoa tarjoavan asiakaskäyttäytymisestä. Big datan analysoiminen mahdollistaa laajemman informaation käytön ennusteissa ja analyyseissa sekä markkinoinnin segmentoinnin tehokkaammin. Big data voi myös tarjota informaatiota markkinatrendeistä esimerkiksi ihmisten mielipiteiden tulkinnan avulla. Kysynnän ja asiakkaiden maksuhalukkuuden ollessa keskeistä lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnissa, big data voi tarjota yksityiskohtaisempaa informaatiota ja näin tuoda etua kyseiseen prosessiin. Mikäli taas tavanomaisiakin datalähteitä analysoidaan yksityiskohtaisemmin, asiakastransaktioista erotettavat yksilötason myynnit ja mikrotason variaatiot jopa minuutin tarkalla poiminnalla mahdollistaisivat lentoyhtiön suorittaa entistä dynaamisempaa hinnoittelua ja näin saavuttaa mahdollisesti kilpailuetua markkinoilla.

Tutkielman viimeisenä, alatutkimuskysymyksenä toimi *Mitkä ovat avainlähteet, joista kumpuavaa dataa lentoyhtiöt analysoivat tuottojen optimointia varten?* Tämä osoittautuu helpoimmin vastattavaksi tutkimuskysymykseksi, sillä tähän saatiin selkein vastaus. Avainlähteinä vaikuttaisivat olevan tavanomaista dataa tarjoavat sisäiset lähteet, sillä tämänkaltaiselle datalle nykyiset lentoyhtiöiden tuottojohtamisjärjestelmät ovat rakennettu. Datan lähteitä ovat siis lentoyhtiöiden sisäinen historia- ja transaktio data sekä julkinen data hinnoista. Historiallisen datan lähteitä ovat esimerkiksi data hinnoista, kysynnästä ja tarjonnasta. Transaktiodataa ovat esimerkiksi data lennon varausajankohdasta, lennon lähtöajankohdasta sekä lähtökohteesta ja määränpäästä. Varsinaiset monimuotoiset ja

suurella nopeudella analysoitavat big datan lähteet eivät näyttäisi ainakaan vielä olevan lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnin avainlähteiden joukossa.

5.2 Tarpeellinen jatkotutkimus

Tämän tutkielman valossa voidaan todeta, että jatkotutkimus aiheesta on hyvinkin suotavaa. Koska tutkielma ei tuonut kovin syvää tietoa big datan hyödyntämisestä lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnissa, olennaista olisi selvittää, kuinka paljon lentoyhtiöt todella hyötyisivät, tai hyötyvät, big dataan perustuvasta tuottojen optimoinnista verrattuna tavanomaiseen dataan perustuvaan optimointiin. Tämän selvittämiseksi olisi syytä saada selvyyttä siitä, kuinka moni lentoyhtiö hyödyntää big dataa tuottojen optimoinnissa. Näiden jatkotutkimusongelmien relevanttiuden selvittämiseksi olisi mielekästä selkeyttää, aikoivatko big dataa tuottojen optimoinnissa hyödyntämättömät lentoyhtiöt implementoida big datan analysointiin pohjautuvia tuottojen optimointimalleja tulevaisuudessa. Kenties vastaisuudessa näihin seikkoihin paneudutaan ja aika näyttää, mikä on big datan kohtalo lentoyhtiöiden tuottojen optimoinnissa.

LÄHTEET

Alasuutari, P. (2011) Laadullinen tutkimus 2.0, E-Kirja. Vastapaino, Tampere.

Albanese, P. (2004) Revenue Management – periaatteet ja käytännöt palvelualla. Edita, Helsinki.

Arline, K. (2015) What is Market Intelligence? [verkkoartikkeli]. [Viitattu 4.12.2016]. Saatavilla <http://www.businessnewsdaily.com/4697-market-intelligence.html>

ATPCo (2016) Life Cycle of the Fare [verkkodokumentti]. [Viitattu 27.10.2016] Saatavilla <http://www.atpco.net/life-cycle-fare>

Bachis, E. & Piga, C., A. (2011) Low-cost airlines and online price dispersion. International Journal of Industrial Organization, 29, 655-667.

Barton, D. & Court, D. (2012) A practical guide to capitalizing on big data. Harvard business review

Broderick, M. (2015) What's the Price Now? – Dynamic pricing finds its way into a growing number of industries. Communications of The ACM, 58, 4, 21-23.

Business Development Manager (2016) Finnair Oyj. Sähköpostihaastattelu 7.12.2016.

Chen, H., Chiang, R., H., L. & Storey V., C. (2012) BUSINESS INTELLIGENCE AND ANALYTICS: FROM BIG DATA TO BIG IMPACT. MIS Quarterly, 36, 4, 1165-1188.

Chen, Y., Cao, J., Feng, S. & Tan, Y. (2015) An Ensemble Learning Based Approach For Building Airfare Forecast Service. IEEE International Conference on Big Data. 29.10-1.11.2015

Data Scientist (2016) Finnair Oyj. Sähköpostihaastattelu 7.12.2016.

Davenport, T., H. (2006) Competing on Analytics. Harvard Business Review

Economics Online Ltd (2016) [verkkodokumentti]. [Viitattu 21.11.2016]. Saatavilla http://www.economicsonline.co.uk/Business_economics/Price_discrimination.html

Einav, L. & Levin, J. D. (2013) THE DATA REVOLUTION AND ECONOMIC ANALYSIS. NBER WORKING PAPER SERIES. National Bureau of Economic Research.

Erevelles, S., Fukawa, N. & Swayne, L. (2015) Big Data consumer analytics and the transformation of marketing. Journal of Business Research, 69, 897-904.

Eskola, J. & Suoranta, J. (1998) Johdatus laadulliseen tutkimukseen, E-kirja. Osuuskunta Vastapaino, Tampere.

Finnair (2016) Verkkosivu – Finnair konserni [verkkosivu]. [Viitattu 4.12.2016] Saatavilla <http://company.finnair.com/fi>

Gogia, S., Barnes, M., Evelson, B., Hopkins, B., Kisker, H., Yuhanna, N., Anders, D. & Malholtra, R. (2012) The Big Deal About Big Data For Customer Engagement: Business Leaders Must Lead Big Data Initiatives To Derive Value [verkkodokumentti]. [Viitattu 14.10.2016] Saatavilla <https://www.forrester.com/report/The+Big+Deal+About+Big+Data+For+Customer+Engagement/-/E-RES72241>

Google Developers (2016) Introduction to Structured Data [verkkodokumentti]. [Viitattu 12.10.2016] Saatavilla <https://developers.google.com/search/docs/guides/intro-structured-data>

Hurwitz, J., Nugent, A., Halper, F. ja Kaufman, M. (2013). Big data for dummies. Hoboken, NJ: Wiley.

Inspirans Oy (2016) Kvalitatiivinen tutkimus [verkkosivu]. [Viitattu 2.12.2016] Saatavilla <http://www.inspirans.fi/kvalitatiivinen-tutkimus/>

Järvenpää, M., Lämsiluoto, A., Partanen, V. & Pellinen, J. (2013) Talousohjaus ja kustannuslaskenta. 2. Painos. Helsinki, Sanoma Pro Oy.

Kimble, C. ja Milolidakis, G. 2015. Big Data and Business Intelligence: Debunking the Myths. Global Business And Organizational Excellence. Wiley Online Library, 35,1, 23-34.

Lak, P., Kocak, A., Pralat, P., Bener, A. & Samarikhalaj (2015) Towards dynamic pricing for digital billboard advertising network in smart cities. Smart Cities Conference (ISC2), 25-28.10.2015, IEEE.

Liu, Y. (2014) Big Data and Predictive Business Analytics. The Journal of Business Forecasting, 33, 4, 40-42.

Malighetti, P., Paleari, S. & Redondi, R. (2010) Has Ryanair's pricing strategy changed over time? An empirical analysis of its 2006–2007 flights. Tourism Management, 31, 36-44.

Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C. & Hung Byers, A. (2011) Big data: The next frontier for innovation, competition and productivity, Mc Kinsey Global Institute

McAfee, A. ja Brynjolfsson, E. 2012. Big data: The management revolution. Harvard Business Review, 61–67.

Mohanty, H., Bhuyan, P. & Chenthati, D. (2015) Big Data: A Primer. Studies in Big Data, Springer India.

Moreno-Izquierdo, L., Ramón-Rodríguez, A. & Perles Ribes, J. (2015) The impact of the internet on the pricing strategies of the European low cost airlines. *European Journal of Operational Research*, 246, 2, 651-660.

Mumbower, S., Garrow, L., A. & Higgins, M., J. (2014) Estimating flight-level price elasticities using online airline data: A first step toward integrating pricing, demand, and revenue optimization. *A Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 66, August, 196-212.

Phillips, R. L. (2005) *Pricing and Revenue Optimization*. Redwood City California, Stanford University Press. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 5, 1, 72-80.

Pohjola, M. (2012) *Taloustieteen oppikirja. 7. Painos*. Helsinki, Sanoma Pro Oy.

Rouse, M. (2016) *Petabyte (PB)* [verkkodokumentti]. [Viitattu 14.10.2016]. Saatavilla <http://searchstorage.techtarget.com/definition/petabyte>

Sagioglu, S. & Sinanc, D. (2013) *Big Data: A Review*. *Collaboration Technologies and Systems (CTS) International Conference*, 20-24.

Salanti, A., Malighetti, P. Redondi, R. (2012) Low-cost pricing strategies in leisure markets. *Tourism Management*, 33, 249-256.

SAS Institute Inc. (2012) *Big Data Meets Big Data Analytics: Three Key Technologies for Extracting Real-Time Business Value from the Big Data That Threatens to Overwhelm Traditional Computing Architectures*. SAS White Paper

SAS Institute Inc. (2016) *Finnair toteuttaa strategiaansa analytiikan siivittämänä* [verkkokorttikeli]. [Viitattu 4.12.2016]. Saatavilla http://www.sas.com/fi_fi/customers/finnair-fi-2.html

Schwind, M. (2007) Dynamic Pricing and Automated Resource Allocation for Complex Information Services – Reinforcement Learning and Combinatorial Auctions. Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems. Springer.

Science Direct (2016) Elsevier B.V

Vice President of Brand (2016) Finnair Oyj. Sähköpostihaastattelu 29.11.2016

Vinod, B. (2010) The complexities and challenges of the airline fare management process and alignment with revenue management. Journal of Revenue and Pricing Management, 9, 137-151.

Vinod, B. (2013) Leveraging BIG DATA for competitive advantage in travel. Journal of Revenue and Pricing Management, 12, 96-100.

Virsta (2016) Laadullisen ja määrällisen tutkimuksen erot [verkkodokumentti]. [Viitattu 2.12.2016]. Saatavilla <https://www.stat.fi/virsta/tkeruu/01/07/>

Wamba, Akter, Edwards, Chopin & Gnanzou (2015) How 'big data' can make big impact: Findings from a systematic review and a longitudinal case study. International Journal of Production Economics, 165, 234-246

What's a Byte? (2016) Megabytes, Gigabytes, Terabytes... What Are They? [verkkodokumentti]. [Viitattu 14.10.2016] Saatavilla <http://www.whatsabyte.com/>

White, M. (2012) Digital workplaces: Vision and reality. Business Information Review, 29, 4, 205-214.

Yeoman, I & McMahon-Beattie, U. (2011) Revenue Management – A Practical Pricing Perspective. London, Palgrave Macmillan.

LIITTEET

Liite 1. Haastattelukysymykset

In which ways are you utilizing big data in your revenue optimization process?

What other possibilities do you see for utilizing big data in revenue optimization?

What benefits does big data analytics bring to your revenue optimization?

Estimate on a scale 1-10 (1= not important at all, 10= essential) how important analyzing big data is for your revenue optimization and please explain your estimation.

What are the most important sources of data for your revenue optimization process and why?