

Tuomas Hjelt

**PERSONOINTI JA SUOSITTELUJÄRJESTELMÄT  
ELEKTRONISESSA LIIKETOIMINNASSA**



JYVÄSKYLÄN YLIOPISTO  
TIETOJENKÄSITTELYTIETEIDEN LAITOS  
2016

## TIIVISTELMÄ

Hjelt, Tuomas

Personointi ja suosittelujärjestelmät elektronissa liiketoiminnassa

Jyväskylä: Jyväskylän yliopisto, 2016, 54 s.

Tietojärjestelmätiede, pro gradu -tutkielma

Ohjaaja(t): Salo, Markus

Verkkokaupoilla on erilaisia keinoja tehostaa liiketoimintaansa, ja ne poikkeavat vanhoista malleista ja mukautuvat koko ajan uusien teknologioiden myötä. Tämän tutkielman tavoitteena on selvittää, kuinka personointia ja suosittelujärjestelmiä käytetään hyödyksi elektronissa liiketoiminnassa. Personointiin liittyy oleellisesti se, että eri ihmisille pystytään tarjoamaan oikeanlaista sisältöä oikeaan aikaan. Tätä varten asiakkaista pyritään keräämään mahdollisimman monipuolista tietoa. Kerättyä tietoa käyttävät hyödyksi suosittelujärjestelmät, jotka omalta osaltaan hoitavat personointia. Tämän lisäksi niiden tehtävänä on yllä mainittu tiedon kerääminen ja prosessointi, asiakasprofiilien luominen ja erilaisia suodattimia käyttämällä pyrkiä esittämään asiakkaalle tätä kiinnostavia asioita. Tutkielma pohjautuu aiempaan kirjallisuuteen ja empiiriseen aineistoon, ja se on luonteeltaan laadullinen. Empiirisen aineiston kerääminen toteutettiin teemahaastattelulla ja tulosten tavoitteena on luoda kuva ihmisten suhtautumisesta suosittelujärjestelmiin ja niiden käytännön hyödyistä. Tuloksista käy ilmi, että suosittelujärjestelmät onnistuvat kohtuullisesti siinä, että niiden avulla verkkokaupat saavat lisämyyntiä. Luottamuksen lisääminen asiakkaan ja verkkokaupan välillä oli kuitenkin vähäistä, vaikka se on myynnin lisäksi yksi keskeisimmistä tavoitelluista hyödyistä. Yleinen suhtautuminen on kuitenkin myönteinen suosittelujärjestelmiä kohtaan, vaikka niiden käyttöaste onkin vielä kaukana siitä, mitä niillä voisi olla mahdollista saada aikaan.

Asiasanat: personointi, räätälöinti, suosittelujärjestelmä, elektroninen liiketoiminta, suodattaminen

## ABSTRACT

Hjelt, Tuomas

Personalization and recommender systems in electronic business

Jyväskylä: University of Jyväskylä, 2016, 54 p.

Information Systems, Master's Thesis

Supervisor(s): Salo, Markus

E-commerce sites have different methods of making their business more profitable and in general they are distinct compared to old ways of doing business. In addition, these new ways are constantly improving alongside technology. The main objective of this thesis is to clarify how personalization and recommender systems are being used in boosting e-commerce. The main aspect of personalization is to provide personalized and relevant web content to a particular customer. In order to achieve this, customer data is being collected from everyone and this data is processed by recommender systems and therefore they also handle personalization. Moreover, their function is also to collect the data, create customer profiles accordingly and to display content to individual customers that they might find interesting using different kinds of filtering methods. This study is based on a literary review and an empirical inquiry, making it a qualitative one in design. The empirical data was gathered through theme-structured interviews and the main goal is to create an overview of how people react to recommender systems and whether they manage to bring any positive results to e-commerce sites. The results suggest that recommender systems do a decent job in increasing cross-sell. On the other hand, they didn't manage to build loyalty between the e-commerce site and the customer as one would have hoped for, even though it is considered to be a great aspect of recommender systems. Still, the general consensus of recommender systems is positive even though their utilization isn't nearly where it could be at the moment.

Keywords: personalization, customization, recommender systems, e-commerce, filtering

## KUVIOT

KUVIO 1 Personointi ja räätälöinti .....	9
KUVIO 2 Yrityksen vaihtoehdot personoinnissa.....	12
KUVIO 3 Suosittelujärjestelmän toiminnan mahdollistavat osa-alueet.....	19
KUVIO 4 Sääntöihin perustuva suodattaminen .....	24
KUVIO 5 Sisältöön perustuva suodattaminen .....	25
KUVIO 6 Yhteisöllinen suodatus (käyttäjiin pohjautuva).....	26
KUVIO 7 Yhteisöllinen suodatus (tuotteisiin pohjautuva) .....	27
KUVIO 8 Suosittelujärjestelmä ja ostaminen, Xiao & Benbasat 2007 soveltaen.	37

## TAULUKOT

Taulukko 1 Yhteenveto suodatusmenetelmistä .....	28
Taulukko 2 Haastateltavien verkko-ostoskäyttäytyminen.....	43

# SISÄLLYS

1	JOHDANTO.....	7
2	PERSONOINTI JA RÄÄTÄLÖINTI.....	9
2.1	Personointi.....	10
2.1.1	Personointi strategiana ja sen tavoitteet.....	10
2.1.2	Personoinnin haasteet.....	11
2.2	Räätälöinti.....	12
2.3	Olettamukset kuluttajan mieltymyksien muodostumisesta.....	13
2.4	Personoinnin tehostaminen optimoidulla segmentoinnilla.....	14
2.4.1	Segmentointi ja sen soveltaminen.....	14
2.4.2	Suoran ryhmittelyn menetelmät.....	15
2.4.3	Iteratiivinen kasvu.....	15
2.4.4	Iteratiivinen vähentäminen.....	16
2.4.5	Iteratiivinen yhdistäminen.....	16
3	SUOSITTELUJÄRJESTELMÄT.....	18
3.1	Käyttäjän profilointi.....	19
3.1.1	Käyttäytymisen mallinnus.....	20
3.1.2	Mielenkiinnon mallinnus.....	21
3.2	Sisällön mallinnus.....	22
3.3	Tiedon suodattaminen.....	22
3.3.1	Sääntöihin perustuva suodatus.....	23
3.3.2	Sisältöön perustuva suodatus.....	24
3.3.3	Yhteisöllinen suodatus.....	25
3.3.4	Hybridit menetelmät.....	27
3.4	Elektroninen liiketoiminta ja suosittelujärjestelmät.....	29
3.4.1	Markkinoinnin ja myynnin tehostaminen.....	30
3.4.2	Suosittelujärjestelmien hyödyntäminen markkinoinnissa.....	31
3.4.3	Case: Amazon.com.....	32
3.5	Suosittelujärjestelmien mahdollisuudet.....	33
3.5.1	Hienostunut suosittelu.....	34
3.5.2	Työkaluja markkinointiin.....	35
3.6	Suosittelujärjestelmien haasteet.....	35
3.7	Suosittelujärjestelmät käyttäjien näkökulmasta.....	36
4	EMPIIRISEN AINEISTON KERUU JA ANALYYSI.....	38
4.1	Tutkimusmenetelmät ja aineiston keruu.....	38
4.2	Haastattelut.....	39
4.3	Aineiston analyysi ja luotettavuuden arviointi.....	40
5	TUTKIMUSTULOKSET.....	42

5.1	Yleiset kokemukset suosittelujärjestelmistä .....	42
5.2	Suosittelujärjestelmien hyödyllisyys.....	44
5.3	Suosittelujärjestelmien ominaisuudet.....	45
6	YHTEENVETO JA POHDINTAA .....	47
6.1	Johtopäätökset aiempien tutkimusten kannalta.....	48
6.2	Johtopäätökset käytännön kannalta.....	49

# 1 JOHDANTO

Valintoja on tehtävä usein ilman tarpeellista henkilökohtaista tietoa vaihtoehdoista. Jokapäiväisessä elämässä, me luotamme muiden ihmisten suositteluihin, jotka välittävät meille esimerkiksi suusta-suuhun menetelmällä, elokuva-arvosteluilla tai ravintolaoppaiden kirjoituksilla. (Resnick & Varian, 1997)

Tämä sitaatti kuvailee pro gradu-tutkielmani keskeisintä ideaa. Suosittelemat ovat kehitetty avustamaan ja laajentamaan tätä luonnollista ja sosiaalista prosessia. Tyypillisessä suosittelujärjestelmässä ihmiset luovat suosituksia tuotteista tai palveluista, jonka jälkeen järjestelmä jäsentelee ne niin, että niitä tarvitsevat ihmiset löytävät nämä suositukset. (Resnick & Varian, 1997.)

Tiedon määrä Internetissä laajenee kokoajan valtavaa vauhtia, josta johtuen käyttäjät joutuvat usein sellaiseen tilanteeseen, että he eivät pysty käsittelemään sitä kaikkea määrää tietoa. Tämä myös vaikeuttaa kaikenlaisten valintojen teon ja sitä varten he tarvitsevat apua tiedon selaamisessa ja turhan tiedon suodattamisessa pois. Tämä suodatus pitää kuitenkin tapahtua niin, että se on jokaiselle käyttäjälle soveltuvaa, ettei mitään mahdollisesti kiinnostavaa asiaa suodateta pois. Tavoitteena on siis tunnistaa relevantit tiedot ja ohjata käyttäjät oikeaan paikkaan niin, että valinnat perustuvat kyseessä olevien käyttäjien mieltymyksiin ja tarpeisiin. (Gao, Liu & Wu, 2010.)

Tyypillisesti tiedon suodattamisessa on käytetty statistiikkaan pohjautuvia keinoja, jotka keräävät ihmisjoukosta ominaisuuksia ja ryhmittelevät ne niiden mukaan joukkoihin. Nykyään rinnalle on noussut myös kehittyneempiä tapoja jalostaa tietoa, joita käytetään hyödyksi markkinoinnissa ja tiedon louhimisessa. Kiinnostusta on erityisesti herättänyt yksittäisistä asiakkaista muodostetut profiilit, jotka pitävät sisällään tietoja kyseisen henkilön käyttäytymisestä. Näiden mallien avulla ihmisille on mahdollista tuottaa entistä tarkempaa ja heille personoidumpaa materiaalia nähtäväksi, helpottaen näin epärelevantin tiedon poissuodattamisessa. (Jiang & Tuzhilin, 2009.)

Tutkimukseni tavoitteena on selvittää, kuinka tehokkaasti suosittelujärjestelmät toimivat verkkokaupoissa. Lähestyn aihetta kolmen tutkimuskysymyksen kautta:

1. Miten ihmiset suhtautuvat suosittelujärjestelmiin, ja kokevatko he saavansa lisäarvoa suosituksista?
2. Kokevatko he verkkokaupat luotettavampina ja tekevät lisää ostoksia, jos suositukset ovat onnistuneita?
3. Vaikuttavatko tiedon suodattamisessa käytetyt menetelmät suositte-  
teluiden hyödyllisyyteen, ja kokevatko he hyödyllisyyden erilailla  
erilaisten tuotteiden tai palveluiden kohdalla?

Tutkimuksessani pyrin myös löytämään yhteneväisyyksiä teorian kanssa ja selvittämään, miten erilaiset ihmiset reagoivat suosittelujärjestelmiin ja mikä on niihin liittyvä yleinen mielipide. Tarkoituksena ei ole löytää uusia tapoja tehostaa suosittelujärjestelmiä, vaan pikemminkin käydä läpi, että mitkä asiat toimivat ja mitkä eivät. Tämän lisäksi pyrin selvittämään myös syyt, jotka vaikuttavat ihmisten ajatuksiin. Luonteeltaan tutkimukseni on laadullinen ja käytän siinä hyödyksi kvalitatiivisia menetelmiä, koska niiden avulla voidaan selvittää käyttäytymismallien syitä (Layder, 1993). Käyttämäni aineisto koostuu empiirisestä haastatteluaineistosta, jonka keräsin vapaamuotoista teemahaastattelua käyttäen.

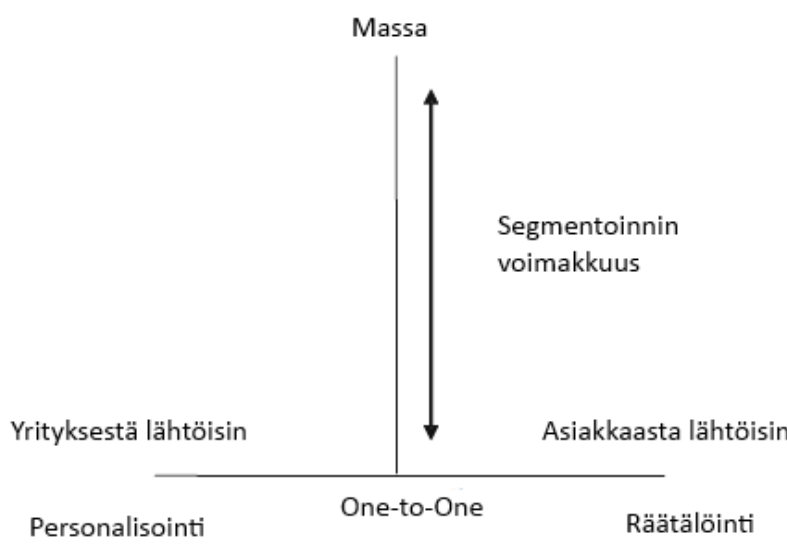
Tutkimukseni tuloksista on havaittavissa, että suosittelujärjestelmiä kohtaan ihmisillä on melko neutraali tai hieman positiivinen mielipide. Mikäli heille suositellut asiat osuivat hyvin kohdalle ja ne olivat käyttäjän näkökulmasta heille sopivia, niin nämä suositukset saattoivat päätyä ostoskoriin. Toisaalta yleinen ajatus oli myös se, että mikäli suositukset eivät olleet käyttäjälle sopivia, niin ne oli helppo vain sivuuttaa. Tulokset antoivat myös viitteitä siitä, että käyttäjät eivät varsinaisesti koe saavansa suurta lisäarvoa suosittelujärjestelmien kautta ja näin ollen vahvasta heidän luottamusta verkkokauppaa kohtaan, vaikka ostokokemukseen ne kuitenkin saattoivat vaikuttaa positiivisella tavalla. Tämä on osaltaan hieman ristiriidassa teorian kanssa, sillä mm. Tam ja Ho (2006) ovat sitä mieltä, että suosittelujärjestelmät auttavat sitouttamaan asiakkaita juuri heidän kokeman lisäarvon takia. Toisaalta yrityksen liikevoiton suureneminen on linjassa aikaisempien teorioiden kanssa (Aurora, 2008).

Tutkimusraportin kaksi seuraavaa lukua käsittelevät suosittelujärjestelmiä koskevia tutkimuskysymyksiä kirjallisuuden näkökulmasta. Toinen luku havainnollistaa tiedon suodattamisessa käytettäviä personoinnin eri tapoja ja tiedon ryhmittelyyn liittyviä tekijöitä. Tässä luvussa käyn läpi myös miten tiedon ryhmittelyä voidaan tehostaa ja mitä haasteita eri lähestymistapoihin liittyy. Kolmas luku käsittelee suosittelujärjestelmiä ja miten ne käyttävät hyödyksi valmiiksi mallinnettua tiedon ryhmittelyä. Esittelen myös suosittelujärjestelmien ja elektronisen liiketoiminnan kytköksiä ja niiden tarjoamia mahdollisuuksia liiketoiminnan tehostamisessa. Neljännen luvun aiheena on empiirisen aineiston keruu ja siihen liittyvät analyysimenetelmät. Viidennessä luvussa kuvaan empiirisen tutkimusosan tulokset ja teen vertailuita kirjallisuudessa esiin nostettujen näkemyksien kanssa. Tutkielman viimeisessä luvussa tiivistän tutkimukseni keskeisimmät tulokset ja johtopäätökset.



## 2 PERSONOINTI JA RÄÄTÄLÖINTI

One-to-one markkinointi koostuu yrityksen markkinointimixin yhden tai useamman osa-alueen sovittamisesta vain yhdelle asiakkaalle. Se edustaa segmentoinnin äärimuotoa, sillä segmentti koostuu yhdestä yksilöstä (Peppers, Rogers & Dorf 1999). On olemassa kaksi erilaista lähestymistapaa one-to-one markkinointiin: personointi ja räätälöinti (kuvio 1). Personointia on se, kun yritys päättää käyttää heidän mielestään sopivinta osa-aluetta markkinointimixistä. Tässä käytetään yleensä apuna asiakkaasta kerättyä tietoa. Hyvänä esimerkkinä personoinnista voidaan mainita Amazon.com:in yksilöidyt kirja- ja musiikkiehdotukset. Räätälöinti taas tarkoittaa sitä, että asiakas valitsee itse proaktiivisesti yhden tai useamman elementin markkinointimixistä. Esimerkkinä mainittakoon Dell, joka tarjoaa asiakkailleen mahdollisuuden valita ja koota haluamansa tietokoneen tarjolla olevista osista (Arora, Dreze, Ghose, Hess, Iyengar, Jing, Joshi, Kumar, Lurie, Neslin, Sajeesh, Su, Syam, Thomas & Zhang, 2008).



KUVIO 1 Personointi ja räätälöinti

## 2.1 Personointi

Aroran ym. (2008) mukaan varsinkin palvelualalla käytetään tehokkaasti hyödyksi personoinnin tarjoamia mahdollisuuksia. Yhtenä esimerkkinä he mainitsivat Kaliforniassa sijaitsevan hotellin nimeltä Portola Plaza Hotel, jonka ensisijainen liikevaihto tulee turismista. Hotellin päämääränä oli kasvattaa liikevoittoa, joten he lähettivät kaikille aikaisemmille asiakkailensa kutsut, jotka ohjasivat kunkin asiakkaan yksilölliseen nettiosoitteeseen, jotka keräsivät tietoja heidän mieltymyksistään ja kiinnostuksen kohteistaan. Tämän jälkeen tulokset analysoitiin tarkoin, ja heille pystyttiin näin ollen tarjoamaan erilaisia alennuksia ja kampanjatuotteita, joiden tehtävänä oli houkutella aikaisemmat asiakkaat takaisin kyseessä olevaan hotelliin. Tällä menettelytavalla hotellin liikevaihto nousi suuresti ja se onnistui saamaan suuren osan asiakkaista palaamaan heille takaisin.

Käytännön hyötynä Arora ym. (2008) näkevät korkeamman asiakastytyväisyyden ja suuremman liikevoiton. Personoinnin kääntöpuolena on kuitenkin pelko yksityisyyden menetyksestä, koska luonnollisesti tiedon keräämisellä on valtava rooli asiassa ja yritykset näin ollen etsivät sopivaa rajaa siinä, että mitä tietoa saa kerätä ja mitä ei. Toinen vaikeuttava tekijä on se, että personoinnin hyödyntäminen on kallista, koska se vaatii valtavan määrän tietoa ja kalliiden ohjelmistojen implementoinnin. Personoinnin onnistuminen on pohjimmiltaan kuitenkin kiinni siitä, että kuinka tarkasti tietty tuote tai palvelu saadaan personoitua juuri oikealle henkilölle.

### 2.1.1 Personointi strategiana ja sen tavoitteet

Yritykset maailmanlaajuisesti käyttävät Internetiä hyödykseen, jotta he voivat kommunikoida asiakkaidensa kanssa ja näin ollen mainostaa brändiään, markkinoida tuotteitaan, parantaa asiakastytyväisyyttä ja antaa tukea ostotapahtuman jälkeen. Kilpailun ollessa kovaa online-myyntiä harrastavien keskuudessa, yritykset ovat sopeuttaneet liiketoimintaansa differentioitumisstrategioita, joilla he pyrkivät saamaan uusia asiakkaita ja myös pitämään nykyiset (Tam & Ho, 2006). Mobasher, Cooley ja Srivastava (2000) toteavat, että yleinen erilaistumiseen pyrkivä strategia on Internet-sivujen sisällön personointi täyttääkseen asiakkaan odotukset ja tarpeet. Tämä on mahdollista saavuttaa asentamalla sivustolle järjestelmä, joka kerää ja analysoi asiakkaiden aktiviteetteja ja transaktioita. Tämän jälkeen järjestelmä pyrkii luomaan yksittäisille asiakkaille mukautuvaa sisältöä.

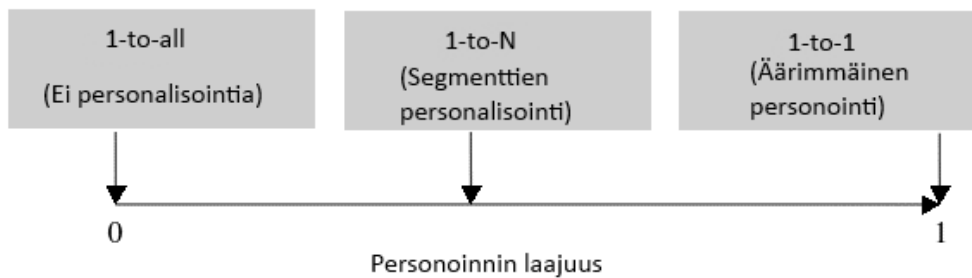
Sivustojen sisältö voidaan luoda erilaisista asiakkaille suunnatuista virikkeistä tai ärsykkeistä, jotka koostuvat tekstistä, kuvista, äänistä, animaatioista tai videoista. Kun asiakas liikkuu sivustolla, niin hän altistuu äsken kuvatuille virikkeille. Kaikessa yksinkertaisuudessaan Internet personoinnin tavoitteena on tarjota oikeanlaista sisältöä oikealle asiakkaalle oikeaan aikaan, jotta voidaan maksimoida sen hetkinen ja tulevaisuuden rahalliset mahdollisuudet. Tämän

saavuttaakseen personointistrategian tulee täyttää kaksi tavoitetta. Ensimmäinen tavoite on sisällön, esillepanon formaatin ja personoitujen viestien ajoittamisen kontrolloiminen. Tämän tavoitteen tarkoituksena on luoda suotuisa vastakaiku myyjän esittämään tarjontaan, jolla pyritään vaikuttamaan sillä hetkellä tapahtuvaan ostopäätökseen. Toisena tavoitteena on saada yrityksen markkinointilauseet asiakkaan mieleen, joka parantaa todennäköisyyttä siitä, että asiakas ostaa tulevaisuudessa ko. yrityksen tuotteita. (Tam & Ho, 2006.)

Tavoitteisiin päästäkseen yritykset käyttävät aikaisemmin mainittuja sivustoille asennettavia järjestelmiä, joita voisi kutsua personalisointimoduuleiksi (personalization agents). Nämä moduulit tuottavat sivustolle yksilöllistä materiaalia, joka perustuu käyttäjästä kerättyyn informaatioon. Yrityksen näkökulmasta nämä moduulit ovat hyödyllisiä, koska niiden sisältöä voi hienosäätää halutulle tasolle, jolloin käyttäjälle personoitu tieto on mahdollisimman tarkkaa. Esimerkkinä tällaisesta asiayhteyteen liittyvästä mainonnasta ovat sivustolle asetetut bannerit, jotka näyttävät käyttäjälle mahdollisesti kiinnostavia tuotteita, jotka personalisointimoduuli on valinnut näytettäväksi perustuen esimerkiksi käyttäjän nykyiseen ostoskärryyn. Toisena esimerkkinä on sivun strukturointi reaaliajassa vastaamaan mahdollisimman hyvin käyttäjän tekemää hakua, jolloin etsimiseen käytetty aika saadaan minimoitua. (Tam & Ho, 2006.)

### **2.1.2 Personoinnin haasteet**

Suurimpana erona personoinnin ja räätälöinnin välillä on personointiin liittyvä asiakastiedon tilastollinen analysointi, jolla pyritään ennustamaan asiakkaan reagoiminen hintoihin, kampanjatuotteisiin tai viestintään. Analysointiin liittyy oleellisesti kaksi asiaa. Ensinnäkin, kuinka tarkkoja ovat nämä ennustukset? Personoinnissa tärkeintä on luoda oikeanlainen markkinointi juuri oikealle asiakkaalle. Mikäli vääränlainen personointi tulee kalliiksi yritykselle, voi näin ollen olla parempi vaihtoehto olla tekemättä sitä lainkaan. Jos yritys johtaa asiakkaan fokuksen harhaan tai jopa ärsyttää häntä tarjoamalla vääränlaisia kirjasuosituksia nettikaupassa, jotka eivät asiakasta kiinnosta ollenkaan, niin silloin olisi parempi olla suosittelematta mitään. Toiseksi, kuinka pitkälle yritys on valmis menemään saavuttaakseen täydellisen one-to-one markkinoinnin? Kuvio 2 havainnollistaa yrityksen vaihtoehtoja tässä asiassa. Yritykselle voi hyvinkin olla tuottoisampaa pysytellä keskitason personoinnissa (1-to-n), välttyen näin virhearvioilta, joita voi syntyä one-to-one markkinoinnissa. (Aurora ym., 2008.)



KUVIO 2 Yrityksen vaihtoehdot personoinnissa

Näihin haasteisiin liittyvän tutkimusmateriaalin voi luokitella kahteen ryhmään: kannustavaan ja epäilevään. Kannustavaan ryhmään kuuluvat Ross ym. (1996) määrittivät one-to-one markkinoinnista saatavat hyödyt käyttäen hyväkseen kotitalouksien ostotietojen historiaa ja empiirisesti menetelmien avulla huomasivat, että yksilöllinen personointi oli 7,6 % tehokkaampaa kuin tuotteiden massaoptimointi. Myöhemmin Ansari ja Mela (2003) saivat selvitettyä, että sisällön kohdentaminen online-kaupoissa voi potentiaalisesti kasvattaa asiakkaiden "klikkaus-määrää" (click through) jopa 62 %. Tämän lisäksi Aroran ja Hendersonin (2007) mukaan yksilöivä personointi voi edistää sisäisten preemioiden tehokkuutta.

Epäileviin tutkimusryhmiin kuuluvat Aroran ym. (2008) mukaan Zhang ja Wedel (2007), jotka tutkivat tuottopotentiaalia erilaisissa kampanjoissa, joissa hyödynnettiin eri tason personointia sekä online- että kivijalkakaupoissa. Nämä kolme tasoa olivat (1) massa markkinointi (one-to-all, jokainen asiakas sai saman kupongin), (2) segmentti (one-to-n, jokainen asiakas sai kupongin, joka oli personoitu siihen segmenttiin, johon he kuuluivat), ja (3) yksilöllinen (one-to-one, jokainen asiakas sai yksilöidyn kupongin). He saivat selville, että one-to-one personoinnista saatavat hyödyt verrattuna muihin tasoihin olivat selkeästi pienemmän yleisesti ottaen, varsinkin kivijalkakaupoissa. He kuitenkin huomauttavat, että yksilöidyt kampanjat voivat suurestikin parantaa asiakkaiden huomion saamista, mutta se ei välttämättä korreloi suuremman voiton saamiseen.

## 2.2 Räätelöinti

Jotta personoinnin ja räätälöinnin välille on helpompi tehdä ero, on syytä avata viimeksi listattua käsitettä tarkemmin. Kuten aikaisemmin mainittiin, Dell toimii hyvänä esimerkkinä pitkälle viedystä tuote-räätälöinnistä. Asiakas voi tilata juuri itselleen sopivan tietokoneen eri komponenteista, jolloin se sopii parhaiten ko. henkilön tarpeisiin. Tämän strategian pitkän aikavälin tuottavuutta ei ole paljoa vielä systemaattisesti analysoitu, mutta tuotteiden räätälöinti vaikutti

suuresti siihen, että Dell on nykyään kaikkialla tunnettu tietokoneidensa ansios- ta. (Aurora ym., 2008.)

Selkeä hyöty, mikä saavutetaan räätälöinnillä, on suurempi asiakastyty- väisyys. Toinen hyöty nähdään usein liiketoiminnan strategiaan vaikuttavana, sillä räätälöintiä esiintyy usein toimialoilla, joilla kilpailu on kiivasta: ravintolat, pankit, laitevalmistajat, tietokoneet. Näille aloille on yhteistä se, että massasta erottautuminen on äärimmäisen tärkeää, mutta vaikeasti saavutettavaa. Juuri räätälöinnillä tämä pyritään saavuttamaan, jotta markkinoille saadaan oikeasti uniikki tuote. (Aurora ym., 2008.)

Potentiaalinen haitta räätälöinnistä muodostuu sen kustannuksista, jotka kuluttajille näkyvät korkeampina hintoina verrattuna massatuotteisiin. Kysy- myksenä onkin siis, onko räätälöidyistä tuotteista saatu voitto ja yhtiön strate- ginen hyöty suurempaa kuin kulujen summa. Räätälöinti voi myös vaikeuttaa asiakkaan ostopäätöksen tekoa, koska valinnanvaraa on enemmän (Aurora ym., 2008). Dellaert ja Stremersch (2005) ovat tutkineet ongelmaa psykologisesta nä- kökulmasta katsottuna, eli missä määrin räätälöidystä tuotteesta saatu hyöty vastaa ostoprosessin vaikeutta. Toisena ongelmallisena tekijänä he kokevat asi- akkaiden tuoteodotuksien ja vaatimusten kasvun.

### **2.3 Oletukset kuluttajan mieltymyksen muodostumisesta**

Monien tutkimusten mukaan kuluttajat muodostavat mielipiteen tuotteesta yleensä ns. lennosta, ja päätöksentekoon vaikuttavat seuraavat asiat (Arora ym., 2008): vertailtavien ominaisuuksien helppous (Hsee, 1996), tiedon muoto (Bett- man, Luce & Payne 1998), tapa reagoida tuotteeseen (Slovic, 1995), suositteluun soveltuvat ominaisuudet (Häubl & Murray, 2003), sekä saatavilla olevien vaih- toehtoisten tuotteiden arvioiminen (Bettman ym., 1998). Toisin sanoen mieltymykset ovat kuluttajan sisäisiä ajatuksia, jotka muodostuvat kyseessä olevan tehtävän ja informaatioympäristön (information environment) mukaan, eikä tähän päätökseen näin ollen vaikuta ulkoiset tekijät.

Nämä havainnot kyseenalaistavat Simonsonin (2005) mukaan kahta eri personoinnin olettamusta. Ensimmäinen olettamus on, että kuluttajan mieltymykset ovat stabiileja tai että ne kehittyvät ennustettavalla tavalla. Personoin- nin kannalta mieltymysten stabiilisuus on kriittistä, koska kuluttajan aikaisem- min tekemiä valintoja käytetään uusien valintojen ennustamiseen. Hoeffler & Ariely (1999) toteavat, että mieltymykset pysyvät yleensä vakaampina, kun in- formaatioympäristö itsessään ei muutu ja kun kuluttajat ovat tehneet toistuvia valintoja tietyssä tuotekategoriassa. Internet mahdollistaa myös sen, että kulut- tajat saavat myös tietoa muiden samantyylisten kuluttajien tuotekokemuksista ja sosiaalisesta tiedosta, jonka pitäisi myös lisätä mieltymysten vakautta - näin mahdollistaen personoinnin (Chevalier & Mayzlin, 2006).

Toinen olettamus on, että kuluttajien valinnoista saatavat mieltymykset todella maksimoivat niistä saatavan hyödyn. Jos kuluttajan ostopäätökseen vai- kuttaa voimakkaasti hinta, on yleinen päätelmä se, että kuluttajalle hinta on

tärkeässä roolissa. Toinen vaihtoehto on kuitenkin se, että eri tuotteiden tieto on esitetty muodossa, joka mahdollistaa hintojen vaivattoman vertailun ja näin ollen se korostaa hinnan tärkeyttä (Lynch & Ariely, 2000). Samantyyllisiä ilmiöitä voi esiintyä Internetissä käytettävissä olevissa hintavertailu-portaaleissa, jotka helpottavat tietyn tuotteen löytämistä halvemmallalla. Jos kuluttajan aikaisempia ostomieltymyksiä käytetään hyödyksi personoiduissa tuote-ehdotuksissa, täytyy sen heijastaa erittäin tarkasti sitä ympäristöä, josta tämä tieto kerättiin personointia tehdessä (Iyer & Pazgal, 2003).

## 2.4 Personoinnin tehostaminen optimoidulla segmentoinnilla

Internetissä, jossa tiedon etsimisen kustannukset ovat matalat, ja kilpailevat tuotteet ja palvelut ovat vain yhden klikkauksen päässä, on tärkeää segmentoida asiakkaat järkevällä tavalla – näin pystytään kohdentamaan ja personoimaan tuote tai palvelu tarkemmalla tasolla. Perinteisesti asiakassegmentointi saavutetaan statistiikkapohjaisilla metodeilla, joissa asiakkaat jaetaan eri ryhmiin heistä kerätyn tiedon perusteella. Tämä tapahtuu yleensä algoritmilla, joka jaottelee asiakkaat ennalta määrätyn mittariston mukaisesti. (Jiang & Tuzhilin, 2009.)

### 2.4.1 Segmentointi ja sen soveltaminen

Yksi perinteisimmistä markkinoinnissa käytetyistä tekniikoista on asiakassegmentointi, kuten asiakkaiden ryhmittely tulojen, koulutuksen, tai muun demograafisen muuttujan mukaan (Smith, 1956). Sen suosio perustuu siihen, että segmentoidut mallit ovat yleensä tehokkaampia kuin yhdistetyt mallit kuluttajien käyttäytymisestä (Wedel & Kamakura, 2000). Viime aikoina kiinnostuksen kohteena markkinoinnissa ja tiedon louhinnassa (data mining) on erityisesti ollut kuluttajien yksilöidyt mallit (individual models) ja näiden hyödyntäminen one-to-one markkinoinnissa sekä personoinnissa. Yksilöidyt mallit koostetaan asiakastiedoista ja -käyttäytymisestä, jotka kohdistetaan vain yhteen kuluttajaan. Kun yhden kuluttajan tiedot ovat jalostettu omaksi malliksi, ne tallennetaan yhdeksi osaksi asiakasprofiilia (customer profile), jota myöhemmin käytetään aktiivisesti suosittelujen tarjoamiseen kuluttajalle, sekä tuotteiden ja palveluiden personointiin (Adomavicius & Tuzhilin, 2005).

Jiang ja Tuzhilin (2009) ovat tutkielmassaan koettaneet löytää parhaan mahdollisen tavan optimoida segmentointi mahdollisimman tehokkaaksi ja tarkaksi. Heidän mukaansa kolme tärkeintä lähestymistapaa segmentointiin ovat statistiikka-pohjainen malli, one-to-one, sekä suora ryhmittely (direct grouping). Statistiikka-pohjaisessa lähestymistavassa kuluttajat jaotellaan ryhmiin siten, että ensin laskelmoidaan tarvittavia statistiikkoja  $S_i = \{S_{i1}, S_{i2}, \dots, S_{in}\}$  asiakkaalle  $C_i$ , käyttäen hyödyksi ko. kuluttajan demograafista ja transaktionaalista tietoa. Statistiikat nähdään uniikkeina pisteinä, jotka sijoitetaan seuraavaksi euklidiseen dimensioon. Erilaisia klusterointialgoritmeja sovelletaan näihin

pisteisiin, jotta kuluttajat saadaan jaettua segmentteihin  $P = \{p_1, \dots, p_\beta\}$ , joiden pohjalta jokaiselle segmentille  $p_a$  rakennetaan malli  $M_a$ .

One-to-one-lähestymistavan pohjana toimii oletus siitä, että jokaisen kuluttajan käyttäytyminen on yksilöllistä, ja että parhaaseen ennustavaan malliin kuluttajakäyttäytymiselle saadaan tiedosta, joka on koostettu vain kohteena olevasta kuluttajasta. Erikokoisten kuluttajasegmenttien sijaan keskitytään rakentamaan kuluttajasegmenttejä, joiden koko on vain yksi kuluttaja. (Jiang & Tuzhilin, 2009.)

Toisin kuin perinteisessä statistiikka-pohjaisessa lähestymistavassa, suorassa ryhmittelyssä kuluttajien tieto jaetaan toistensa poissulkeviin ja kollektiivisesti tyhjentäviin segmentteihin, jotka eivät siis pohjautu laskennallisiin statistiikkoihin tai klusterointialgoritmeihin, vaan tässä tapauksessa monien kuluttajien transaktionaalinen tieto ryhmitellään valmiiksi määrättyihin kategorioihin – kuten Internetin selaaminen tai ostohistoria. Tämän jälkeen jokaisesta segmentistä rakennetaan yksittäinen ennustava malli. Kuluttajien sijoittaminen oikeisiin malleihin tapahtuu niin kutsutun *fitness-funktion* (fitness function), joka mittaa mallien tehokkuutta eri tavoin. Fitness-funktio voi olla todella monimutkainenkin, sillä se edustaa ennustamisen tarkkuutta sattumanvaraisessa ennustamismallissa, kuten viikonpäivää seuraavalle kuluttajan tekemälle ostokselle. Tässä lähestymistavassa vältytään statistiikkaan pohjautuvan mallin ongelmista, joita syntyy siitä, että siinä valitaan ja laskelmoidaan satunnainen joukko statistiikkaa, jonka valinnanvara on potentiaalisesti ääretön. Koska segmentoinnin tulokset ovat kriittisen riippuvaisia hyvien statistiikkojen valinnasta, voi tästä aiheutua ongelmia, sillä statistiikkapohjainen lähestymistapa on herkkä hieman sattumanvaraiselle ja epätriviaalille valintaprosessille. Suoralla ryhmittelyllä tältä ongelmalta vältytään kokonaan, ja siksi Jiang ja Tuzhilin toteavatkin sen olevan suorituskyvyltään paras lähestymistapa. (Jiang & Tuzhilin, 2009.)

#### 2.4.2 Suoran ryhmittelyn menetelmät

Kuten aikaisemmin todettiin, suora ryhmittely määrittelee sen, miten eri kuluttajat jaotellaan suoraan eri segmentteihin ja tämän jälkeen jokaisen osion kokonais-tehokkuutta tarkastellaan fitness-funktiosta saadun tuloksen perusteella. Koska optimaalinen segmentointi on NP-täydellinen ongelma (laskennallisesti erittäin vaativa ongelma), Jiang ja Tuzhilin (2009) nimeävät kolme ryhmittelymenetelmää, joita käytetään parhaan fitness-tuloksen (fitness score) saamiseksi.

#### 2.4.3 Iteratiivinen kasvu

Ensimmäisenä menetelmänä on *iteratiivinen kasvu* (IG, Iterative Growth), joka aloittaa prosessin yhdestä kuluttajasta ja käy yksitellen seuraavat kuluttajat läpi lisäten aina joko ”parhaan” kuluttajan segmenttiin ja mahdollisesti poistoen ”huonoimman” sieltä. Näin tehdään, kunnes kaikki johonkin segmenttiin kuulumattomat kuluttajat ovat käyty läpi. Sattumanvaraisesti tämä menetelmä

myös ottaa yhden kuluttajan ja tekee siitä oman ryhmän (segmentin) ja alkaa käymään läpi samanlaista lisäys- ja poistoprosessia, kuin äsken mainittiin. Jos jonkun kuluttajan lisääminen tiettyyn segmenttiin parantaa sen ryhmän fitness-tulosta, niin IG käy läpi ryhmään kuuluvat yksilöt ja päättää, poistetaanko ryhmästä "heikoin" jäsen jotta ryhmän tehokkuus olisi parempi. Toisin sanoen vain sellaiset kuluttajat lisätään segmenttiin, jotka eivät huononna fitness-tulosta. Vaikka tämä menetelmä ei ota huomioon tyhjentävästi kaikkia mahdollisia tapoja ryhmitellä kuluttajat, se kuitenkin keskittyy tärkeisiin osioihin jakamalla kuluttajat ylä- ja ala-arvojen mukaan (branch and bound heuristics). (Jiang & Tuzhilin, 2009.)

Haittapuolena on se, että tietyn segmentin fitness-tulos ei välttämättä parane ennen kuin siihen kuuluvien kuluttajien määrä ylittää kriittisen massan (critical mass) käyttäytymiseltään samantyyllisistä yksilöistä, jotta saatu ennustamismalli olisi tarpeeksi tarkka. Tämän lisäksi ongelmaksi voi syntyä myös se, että segmentin koon ylittäessä tietyn määrän, on siihen lisättävien uusien kuluttajien vaikutus fitness-tulokseen äärimmäisen pieni tai joskus jopa olematon, jolloin on vaikea päätellä tämän yksilön arvoa asteikolla "paras" tai "heikko". Tästä seuraa segmenttien suuri koko ja näiden tehokkuus voi myös heitellä paljon. (Jiang & Tuzhilin, 2009.)

#### 2.4.4 Iteratiivinen vähentäminen

Toinen menetelmä, *iteratiivinen vähentäminen* (IR, Iterative Reduction), auttaa ratkaisemaan kriittisen massan ongelman, koska siinä lähdetään liikkeeseen yhdestä ryhmästä, johon kuuluvat kaikki kuluttajat. Tästä ryhmästä aletaan poistaa yksitellen henkilöitä, jotka ovat selkeästi heikompia muihin nähden (kuluttajan poistaminen parantaa fitness-tulosta). Tätä jatketaan niin kauan, kunnes minkään kuluttajan poistaminen ryhmästä ei enää paranna sen tehokkuutta. Poistetut kuluttajat muodostetaan omaksi segmentiksi ja tämä ryhmä käy läpi äsken kuvaillun prosessin. Pohjimmaisena oletuksena on se, että lopuksi saatava segmenttien ideaalinen lukumäärä on aina vakio ja tähän päästään niin, että tehokkuudeltaan heikoimpia kuluttajia poistellaan aggregoiduista segmenteistä yksitellen. Menetelmänä iteratiivinen vähentäminen on ahne (greedy), eli se pyrkii tekemään jokaisessa tilanteessa optimaalisen päätöksen, mutta kertaalleen optimoitua segmenttiä ei enää muokata myöhemmässä vaiheessa. Kuten aikaisemmassa menetelmässä, myös iteratiivinen vähentäminen on taipuvainen muodostamaan suuria segmenttejä, jotka eivät ole täysin optimaalisia tehokkuuden suhteen. Tämä johtuu siitä, että yhden kuluttajan poistaminen isosta ryhmästä ei välttämättä heijastu ison ryhmän tehokkuuteen. (Jiang & Tuzhilin, 2009.)

#### 2.4.5 Iteratiivinen yhdistäminen

Jiang ja Tuzhilin (2009) sanovat kolmannen ryhmittelymenetelmän olevan *iteratiivinen yhdistäminen* (IM, Iterative Merge). Se ei perustu yksittäisten henkilö-



den lisäämiseen tai poistamiseen ryhmistä, vaan iteratiivinen yhdistäminen käsittelee ryhmiä ja pyrkii niitä yhdistelemällä löytämään parhaimmat segmentit. Alussa jokainen yksilö muodostaa oman ryhmän ja kahden ryhmän, *SegA* ja *SegB*, tapahtuu vain jos 1) yhdistetyn datan ennustusmalli on suorituskyvyltään parempi kuin lähtötaso, ja 2) *SegA*:n yhdistäminen minkä tahansa muun ryhmän kanssa on suorituskyvyltään heikompi kuin *SegB*:n kanssa. Menetelmänä tämä on edellisen menetelmän tapaan ahne, koska se pyrkii yhdistämään kaksi parasta ryhmää luoden näin parhaan yhdistetyn ryhmän.

Jiangin ja Tuzhilinin (2009) empiiristen tutkimusten mukaan iteratiivinen yhdistäminen on suorituskyvyltään tehokkaampi ja sen muodostavat segmentit ovat myös tarkempia kuin kahdella aikaisemmin mainitulla menetelmällä. Verrattuna iteratiiviseen kasvuun, IM:n hakualue on pienempi, koska se yhdistelee yksilöiden sijaan ryhmiä. IM:llä saadut segmentit ovat myös eheämpiä, sillä jokaisen ryhmän yhdistäminen parantaa yhdistetyn ryhmän tehokkuutta, jolloin vältytään siltä, että segmentit ovat isoja ja suorituskyvyltään kaukana optimaalisesta tasosta. Tämä on ongelmana IG:llä ja IR:llä silloin, kun segmentin koko on iso, jolloin on vaikea päätellä suorituskyvyn paranevan, mikäli ryhmästä otetaan yksi yksilö pois tai vastaavasti lisätään siihen yksi lisää. Heidän tutkimuksensa lopputuloksena oli se, että iteratiivisen yhdistämisen tehokkuus johtuu sen kyvystä luoda suuri määrä pieniä asiakassegmenttejä, jolloin mikrosegmentointia voidaan käyttää hyvin toimivien asiakaskäyttäytymismallien luomisessa.

### 3 SUOSITTELUJÄRJESTELMÄT

Internetissä saatavilla olevan tiedon määrä lisääntyy jatkuvasta valtavalla vauhdilla ja käyttäjät kohtaavat usein tilanteita, joissa heille tarjotaan liikaa informaatiota. Näin ollen he tarvitsevat apua tiedon selaamisessa ja epärelevantin tiedon pois karsimisessa. Vaatimuksena ja haasteena on käyttäjää kiinnostavan tiedon rajaaminen perustuen hänen kiinnostuksen kohteisiin ja tarpeisiin (Montaner, Lopez & De La Rosa, 2003). Personointia suorittamaan on luotu suosittelujärjestelmiä, joiden tehtävänä on tiedon automaattinen hienosäätäminen, uudelleenstrukturointi ja kohdennetun tiedon esittäminen yksilöille. Nämä järjestelmät auttavat vahvistamaan käyttäjäuskollisuutta luomalla uskottavampia one-to-one -suhteita yritysten ja käyttäjien välille ja helpottavat hahmottamaan käyttäjien tarpeita eri tilanteissa (Gao, Liu & Wu, 2010).

Pazzani ja Billsus (2006) käsittelevät suosittelujärjestelmiä kolmesta eri näkökulmasta: käyttäjien profilointi, sisällön mallintaminen ja tiedon suodattaminen. Koska personointi liittyy oikean tiedon valintaan ja rajaamiseen kohdennetuille yksilöille, tarvitaan järjestelmän ja yksilöiden väliin suosittelujärjestelmä, joka toimii eräänlaisena sovittelijana käyttäjän ja tuotteen välillä. Suurin osa suosittelujärjestelmistä koostuu kolmesta eri toimintatavasta:

- 1) Tehdään käyttäjäprofiileja käyttäjistä
- 2) Mallinnetaan sisältö (tiedon ja tuotteiden määrittely)
- 3) Tiedon prosessointi, jossa käytetään hyväksi erilaisia suodattimia, jotta käyttäjille löydetään mahdollisimman hyvät tuotteet

Käyttäjien ja sisällön mallintaminen toimii suosittelujärjestelmien pohjana, jota Gao ym. (2010) havainnollistavat kuvion 3 avulla. Käyttäytyminen, kiinnostuksenkohteet ja tarkoituksenmukaisuus ovat kolme tärkeintä kohtaa käyttäjäprofiileja määriteltäessä. Sisällön mallinnukseen liittyvät samanlaisten profiointimetodien käyttäminen kuin käyttäjäprofiilin määrittelyssä, mutta oleellista on myös sisällön luokittelu ja analysointi. Sisällön mallinnuksesta käytetään myös termejä sisällön profilointi (content profiling), dokumenttien mallinnus (document modelling) tai aihoiden profilointi (item profiling). Kun käyttäjä-

profiilit ja sisällön mallintaminen ovat valmiita, suosittelujärjestelmä voi suodattaa tiedon ja personoida esitettävän sisällön ja palvelut käyttäjälle.



KUVIO 3 Suosittelujärjestelmän toiminnan mahdollistavat osa-alueet

### 3.1 Käyttäjän profilointi

Kun suosittelujärjestelmä analysoi käyttäjälle esitettävää informaatiota, on käyttäjäprofiili yksi tärkeimmistä osa-alueista. Käyttäjäprofiili pitää sisällään tarpeellista tietoa käyttäjästä, kuten perustiedot (ikä, sukupuoli yms.), käyttäjän käyttäytymiseen liittyvää tietoa, mielenkiinnonkohteet, ja motiivi (Gao ym., 2010). Montanerin ym. (2003) mukaan on olemassa neljä suunnittelumallia, joiden avulla käyttäjäprofiili muodostetaan ja tämän jälkeen sitä ylläpidetään. Suunnittelumallit ovat (1) profiilien kuvaus, (2) alustavan profiilin luominen, (3) palautteen kerääminen, ja (4) profiilin kehittyminen.

- 1) Profiilin kuvaus on ensimmäinen askel käyttäjän profiloinnissa, josta myös seuraavissa vaiheissa olevat kohdat ovat riippuvaisia. On suositeltavaa, että kuvaus on tehty jollakin universaalilla kuvauskielellä, joten esimerkiksi XML-tiedosto on sopiva. Suosittelujärjestelmän tulee tietää mahdollisimman paljon käyttäjästä, jotta se voi toimia tehokkaasti heti alusta alkaen.
- 2) Suosittelujärjestelmän täytyy käyttää sopivia tekniikoita luodessaan alustavan profiilin. Tämä on mahdollista saavuttaa esimerkiksi käyttäjälle kohdistetuilla kyselyillä tai alustuen oletusasetukset
- 3) Profiilia tarkennetaan keräämällä tietoja käyttäjästä, joka kuitenkin vaatii aktiivisuutta myös käyttäjän puolelta. Tietoa voidaan

kerätä suorilla käyttäjäkysymyksillä (profiilin tietojen täyttäminen, palautteen antaminen, arvostelut), käyttäjän seuraamisella (vuorovaikutus sivuston kanssa, klikkauksien tallentaminen, transaktiot), ja kaikkien saatujen tietojen analysoimisella.

- 4) Profiilin kehittyminen on mahdollista edellä mainittujen tiedonkeruiden jälkeen, koska järjestelmä oppii tuntemaan paremmin käyttäjän ja tämän perusteella voidaan luoda yksilöllinen käyttäytymiskaavio, joka pitää sisällään käyttäjän maun, mielenkiinnonkohteet tai suositukset.

Tuotteiden tai sisällön personointi tähtää sellaisten järjestelmien kehittämiseen, jotka osaavat automaattisesti tuottaa käyttäjille sisältöä ottaen huomioon käyttäjän suositukset, käyttäytymisen ja aikomukset. Tämä on prosessina todella lähellä tiedon suodattamista. Käyttöliittymää personoivat järjestelmät mukauttavat käyttäjälle näkyvän tiedon käyttäjän erityispiirteet huomioiden. Näitä erityispiirteitä ovat (1) fyysiset laitteet, joita järjestelmät käyttävät, ja (2) stereotypia-luokka, johon käyttäjä kuuluu. Käyttäjän luokittelussa käytetään monia ulottuvuuksia, kuten henkilökohtainen tieto (ikä, kieli, sukupuoli, kulttuuri), kognitiivinen tyyli (miten käyttäjä prosessoi sille annettua tietoa), historia, käyttäytyminen, kiinnostuksen kohteet ja aikomukset. (Gao ym., 2010.)

### 3.1.1 Käyttäytymisen mallinnus

Käyttäytymisen mallinnuksen apuna käytetään historiatietoa käyttäjän selaamisesta tai transaktioista sivustoilla, ja niiden perusteella koetetaan löytää tietynlaisia toistuvia malleja käyttäjän käyttäytymisessä. Tämän tiedon analysoiminen on tärkeää, jotta saadaan selville käyttäjän navigointitottumuksia, ideoita tuotteiden ristimarkkinointiin ja nykyisten myynninedistämiskampanjoiden tehokkuuksista. (Frias-Martines, Magoulas, Chen & Macredie, 2006.)

Gaon ym. (2010) mukaan on jo olemassa muutamia menetelmiä käyttäytymisen mallintamiseen. Tutkimuksessaan hän esittelee Markovin mallin, joka tallentaa käyttäjän historiallista käyttäytymistä sivustoilla ja tämän avulla on mahdollista ennustaa linkkien klikkauksen todennäköisyyttä (link prediction service). Markovin mallin avulla luodaan erilaisia todennäköisyysketjuja, joiden perusteella linkkien klikkauksien todennäköisyyttä voidaan mallintaa dynaamisesti. Toisena menetelmänä he mainitsevat päätöspuu-induktio-tekniikat (decision tree induction), joita käytetään enemmän kuin muita ennustemenetelmiä. Näiden tekniikoiden avulla pyritään ennustamaan käyttäjän ja sivun välinen seuraava vuorovaikutus. Yleisesti ottaen kaikissa käyttäytymistä ennustavissa menetelmissä on rajoittavana tekijänä se, että niillä pystytään ennustamaan vain seuraava askel eteenpäin.

### 3.1.2 Mielenkiinnon mallinnus

Käyttäjän mielenkiintoa havainnollistetaan yleensä käyttämällä funktiota  $pref(i)$ , joka kuvastaa sitä, kuinka paljon hän tykkää tai ei tykkää tietystä tuotteesta  $i$ . Tämä saadaan selville analysoimalla käyttäjän käyttäytymishistoriaa (Gao ym., 2010). Schubertin ja Kochin (2002) mukaan mielenkiinnon selvittämisessä on kolme suosittua menetelmää: suora, puolisuora ja epäsuora tiedonkeruu. Suorassa tiedonkeruussa käyttäjältä kysytään eksplisiittisesti hänen mieltymyksistään, esimerkiksi näyttämällä käyttäjälle kaikki kategoriat ja sen jälkeen pyytämällä häntä valitsemaan niistä kaikki, jotka kiinnostavat käyttäjää. Puolisuorassa menetelmässä käyttäjää pyydetään arvostelemaan jokin asia tietyllä skaalalla, jolloin arvosteluista voidaan päätellä käyttäjän mielenkiinnon kohteet. Epäsuora tiedonkeruu perustuu käyttäjästä kerättyyn tietoon, kuten selaushistoria, linkkien klikkaukset ja aika, jonka hän käyttää tietyn dokumentin lukemisessa.

Gao ym. (2010) jakavat epäsuoran tiedonkeruun kolmeen eri osaluokkaan, jotka edustavat käyttäjän mieltymyksiä eri tavoin: samankaltaisuus, todennäköisyys, ja yhteenkuuluvuus.

- 1) Samankaltaisuutta käytetään sekä tiedon yhteisöllisessä (collaborative filtering) että sisältösuodattamisessa (content-based filtering). Yhteisöllisessä suodattamisessa käyttäjän mielenkiintoa havainnollistetaan hänen antamallaan korkeilla arvosanoilla tietyille tuotteille, joille myös samankaltaiset käyttäjät ovat antaneet hyvät arvostelut. Sisältösuodattaminen perustuu siihen, että käyttäjän valitsemaa tuotetta verrataan muihin samantyyliisiin tuotteisiin ja pyritään määrittelemään näiden tuotteiden samankaltaisuus.
- 2) Mielenkiinto esitetään todennäköisyytenä siten, että millä mahdollisuudella käyttäjä valitsee tietyn tuotteen. Tällä tiedonkeruulla pyritään luomaan ennustuksia tulevista mielenkiinnonkohteista.
- 3) Yhteenkuuluvuudella haetaan käyttäjän ja tietyn tuotteen välisen suhteen vahvuutta, joka perustuu käyttäjän aikaisempiin kokemuksiin vastaavanlaisista tai samoista tuotteista.

Käyttäjä profiloidaan yleensä käyttäen erilaisia vektoreita ja asteikkoja. Esimerkiksi yhden käyttäjän profiili voi koostua pelkästään hänen antamistaan tuote-arvosteluista tai -arvosanoista. Tämän kaltaiset käyttäjäprofiilit ovat kasvattaneet suosiotaan viime aikoina. Suosittelevjärjestelmän näkökulmasta ne voivat yksinään käytettynä olla ongelmallisia siksi, että ne usein kärsivät ”kylmä startti”-tilanteesta. Tämä viittaa siihen, että järjestelmä ei pysty profiloimaan käyttäjää alkuvaiheessa, koska hänestä ei ole vielä tarpeeksi kerättyä tietoa. (Gao ym., 2010.)

### 3.2 Sisällön mallinnus

Suosittelujärjestelmissä sisällön, eli yleisesti ottaen tuotteiden, mallintaminen on tärkeässä roolissa. Tästä johtuen jokaiselle tuotteelle on asetettava tarpeeksi kuvaavat ylätasoinen tunnisteen, jotka useasti ilmaistaan tuotetta kuvaavilla sanoilla. On olemassa kaksi eri toimintatapaa, joilla nämä kuvaavat sanat on mahdollista saada. Ensimmäinen tapa on se, että tuote sisältää jo valmiiksi kuvaavan metadata-kentän, jossa nämä sanat ovat syötettynä. Toinen tapa on käyttää hyväksi tekniikoita, jotka mallintavat tuotteita, esimerkiksi TF-IDF. TF-IDF on tekniikka, joka perustuu siihen, että käyttäjät ja tuotteet ovat havainnollistettu käsitevektoreina, jolle asetetaan tietty painokerroin. TF (term frequency) tarkoittaa sitä lukumäärää, kuinka monta kertaa tietty käsite  $t$  esiintyy yhdessä dokumentissa tai tuotteessa. DF (document frequency) ilmoittaa määrän, kuinka moni tuote tai dokumentti pitää sisällään kyseisen käsitteen  $t$ . IDF puolestaan tarkoittaa käsitteen  $t$  tärkeyttä kaikissa tuotteissa tai dokumenteissa, joissa se esiintyy. Mitä vähäisemmässä määrässä dokumentteja käsite  $t$  on, niin sitä tärkeämmäksi tämä käsite muodostuu.  $D$  edustaa dokumenttien lukumäärää. (Gao ym., 2010.)

Uusimpia tekniikoita dokumenttien analysoimiseen ovat piilevän semantiikan analyysi tai indeksointi (Latent Semantic Analysis/Indexing, LSA/LSI). LSA:n avulla pyritään muodostamaan pareja käsitteistä ja dokumenttien sisällöstä, johon käytetään apuna käsite-dokumentti-matriksia (Hofmann, 2004).

Sisällön luokitteluun on olemassa useita tapoja, joiden lähestymistavat eroavat toisistaan siinä, miten ne vertailevat uutta dokumenttia muuhun vertailumateriaaliin. Lähestymistavat voidaan luokitella kahteen eri kategoriaan. Ensimmäisenä ovat tavat, jotka vertailevat erilaisia usein esiintyviä vektorimalleja ja -käsitteitä, esimerkiksi TF-IDF. Toisena lähestymistapana on etsiä todennäköisyyksiä sille, että tietty sana esiintyy tietyssä sisällössä tai dokumentissa. Tähän soveltuvia tekniikoita ovat muun muassa päätöspuu (decision tree) ja neuroverkot (neural networks) (Gao ym., 2010).

### 3.3 Tiedon suodattaminen

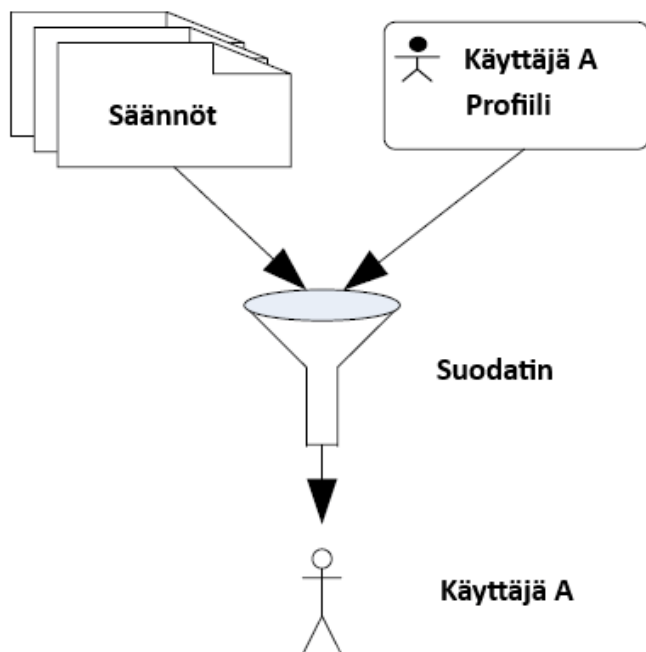
Internetin käyttäjillä on yleinen ongelma siitä, että informaatiota on liikaa tarjolla. Suosittelujärjestelmien käyttämät tiedon suodattamismenetelmät ovat siis tärkeässä roolissa. Esimerkkinä voidaan mainita kiireinen käyttäjä, joka jo tietää, mitä hän on etsimässä. Liian iso valikoima tuotteita voi kuitenkin olla haitaksi ostotapahtumalle. Tästä voidaan ottaa esimerkkinä asiakas, joka on jo tehnyt auto-ostoksen tietyillä lisävarusteluilla ja asetuksilla, joka myös miellyttää toista asiakasta, jolla on samantyylinen maku. Toiselle asiakkaalle onkin huomattavasti helpompaa tilata sama valmiiksi määritelty autopaketti, kuin aloittaa koko valintaprosessia alusta. (Montaner ym., 2003.)

Gaon ym. (2010) mukaan tiedon suodattamisessa suositteluja varten on neljä lähestymistapaa. Ensimmäisenä on sääntöihin perustuva suodattaminen (*rule-based filtering*), eli ”jos tämä on totta, niin myös seuraava asia on”. Toisena on sisältöön perustuva suodattaminen (*content-based filtering*), eli vertaillaan tuotteita ja luotuja käyttäjäprofiileja. Kolmantena on yhteisöllinen suodattaminen (*collaborative filtering*), eli tarjotaan käyttäjille sisältöä, joka perustuu siihen, että asiakkaan mieltymyksiä vertaillaan muiden asiakkaiden mieltymyksiin. Viimeisenä ovat hybridit menetelmät (*hybrid methods*), eli yhdistetään sisältö- ja yhteisöllinen suodattaminen. Seuraavissa kappaleissa esitellään nämä neljä lähestymistapaa tarkemmin.

### 3.3.1 Sääntöihin perustuva suodatus

Sääntöihin perustuva lähestymistapa tiedon suodattamisessa antaa suosittelujärjestelmälle oikeuden luoda erilaisia sääntöjä perustuen demograafisiin tai staattisiin käyttäjäprofiileihin, joihin tieto kerätään rekisteröintivaiheessa kysymällä käyttäjältä erilaisia kysymyksiä. Kerättyä tietoa jatkojalostetaan erilaisilla ”jos näin niin siitä seuraa tämä”-tyylisillä säännöillä, jotta käyttäjälle voidaan valita oleellisimmat asiat suosittelua varten. Tämä lähestymistapa pohjautuu valmiiksi määriteltyihin käyttäjäryhmiin ja -luokkiin, joiden perusteella valitaan käyttäjälle näytettävä sisältö tai palvelut (kuvio 4). Esimerkiksi onlinevälittäjät luokittelevat usein asiakkaansa sukupuolen ja iän mukaan, jolloin he voivat tarjota heille mahdollisesti paremmin kohdistettuja palveluita, tuotteita tai heille sopivaa erityiskohtelua. (Choi & Han, 2008.)

Sääntöihin perustuvassa lähestymistavassa tärkeänä osana on itse sääntöjen luominen ja relevanttien sääntöjen suodatus olemassa olevista vaihtoehdoista. Niiden valinnassa on hyvä käyttää hyödyksi markkinointiammattilaisia. Sääntösuodatuksen tehokkuus riippuu oleellisesti sääntöjen laadusta, tosin laadukkaiden sääntöjen valinta ja niiden tehokkuuden mittaaminen on vaikeaa. Tämän lisäksi sääntöjen ylläpito on usein työlästä. On myös huomattu, että käyttäjäprofiilien muodostamisessa käytettävät tekniikat ovat tämän lähestymistavan heikko kohta, sillä käyttäjien syöte on subjektiivinen näkemys heistä itsestään tai heidän mielenkiinnon kohteistaan, jolloin profiilin muodostus on altis puoleellisuudelle. (Mobasher, 2007.)



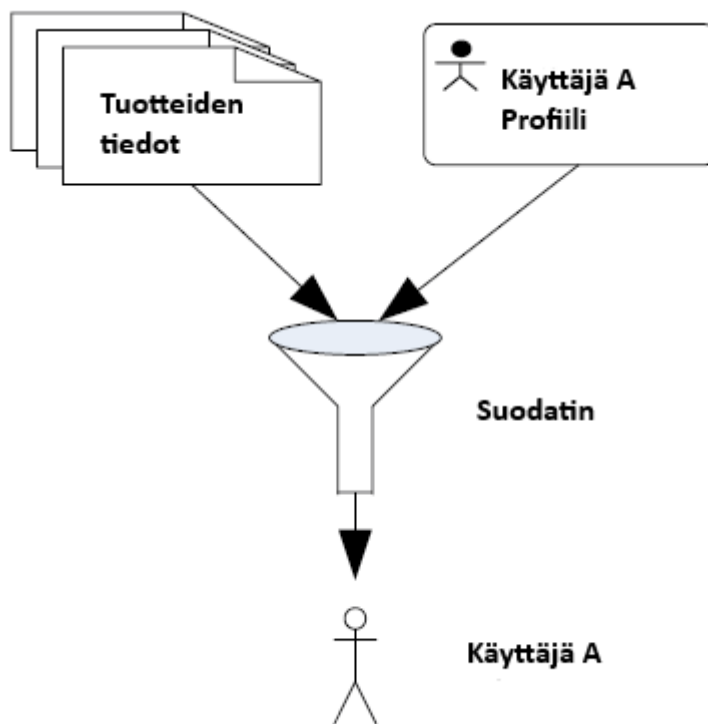
KUVIO 4 Sääntöihin perustuva suodattaminen

### 3.3.2 Sisältöön perustuva suodatus

Sisältöön perustuva suodatus pohjautuu käyttäjäprofiilien ja tuotekuvauksien tai tuotteiden tietojen vertailuun. Käytännössä tämä tapahtuu niin, että suosittelujärjestelmä etsii samankaltaisuuksia käyttäjä- ja tuoteprofileista, jotta se osaa näyttää ja ehdottaa sellaisia asioita käyttäjälle, joista hän voisi olla kiinnostunut (kuvi 5). Esimerkkinä tämän kaltaisesta suodattamisesta on tilanne, jossa sisältöön perustuva uutistensuosittelujärjestelmä poimii oleelliset sanat uutisista tehtävää varten suunnitellun algoritmin avulla ja tämän jälkeen se vertailee valittua joukkoa käyttäjäprofiilin mielenkiinnon kohteita vastaan. (Park & Chang, 2008.)

Sisältöprofiilien luomisessa on hyödyllistä käyttää apuna käyttäjän tekemiä arvosteluita muista tuotteista. Kun käyttäjä on antanut tietyille tuotteille korkeat arvostukset, niin muiden kiinnostavien tuotteiden valinta voidaan tehdä niin, että suosittelujärjestelmä etsii vastaavanlaisia tuotteita, kuin aikaisemmin korkeat arvostukset saaneet tuotteet. Yleisesti ottaen sisältöön perustuva suodattaminen on tehokkainta kohteissa, jotka sisältävät paljon tekstiä. Huonoiten tämä metodi soveltuu multimedialliseen suositteluun, kuten kuvat ja äänet, koska ne vaativat kohteisiin erikseen lisättävää metadatat. Tämän lisäksi heikoksi kohdaksi on myös havaittu muiden samankaltaisten ja potentiaalisesti kiinnostavien kohteiden tunnistaminen. (Mobasher, 2007.)



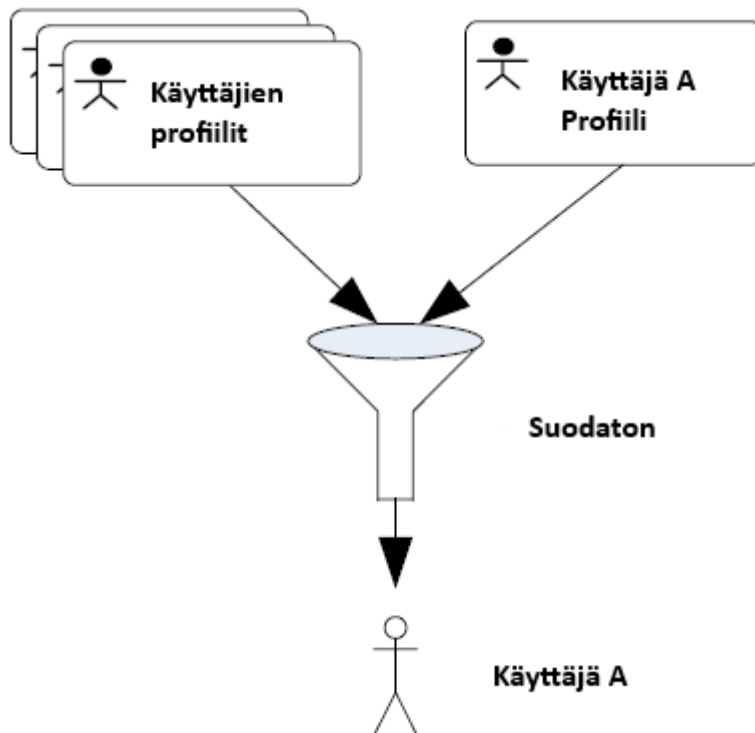


KUVIO 5 Sisältöön perustuva suodattaminen

### 3.3.3 Yhteisöllinen suodatus

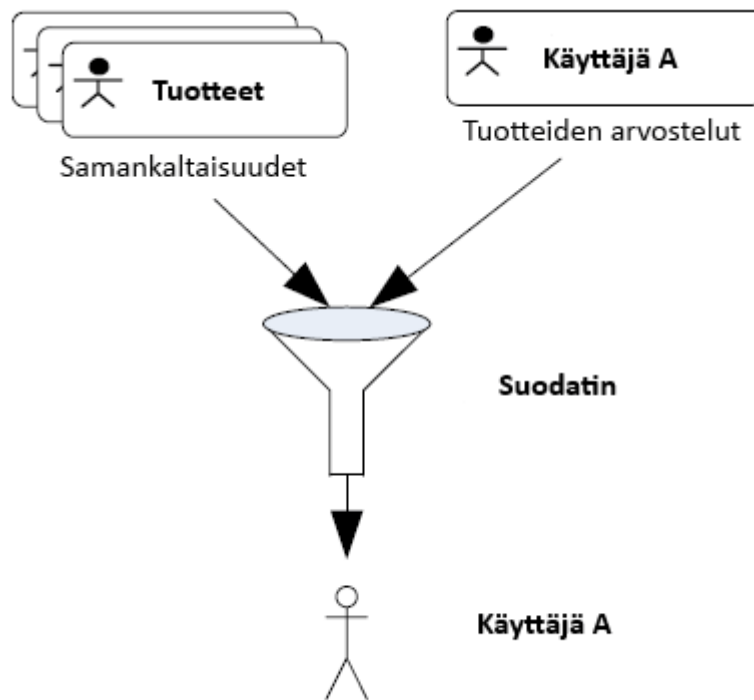
Yhteisöllinen suodatus on aikaisempaa sisältösuodattamista täydentävä menetelmä, jonka toimintaperiaate on vertailla samankaltaisten käyttäjien mielenkiinnonkohteita ja näiden samankaltaisuuksien mukaan löytää suositeltavia kohteita. Tällä suodatuksella pyritään siis tekemään suosituksia löytämällä korrelaatioita muiden käyttäjien tykkäyksien ja tyytymättömyyksien välillä. Näin ollen yhteisöllinen suodatus mahdollistaa uusien, potentiaalisesti kiinnostavien kohteiden löytämisen käyttäen hyödyksi samankaltaisten käyttäjien arvosteluiden pohjalta. Esimerkiksi kirjojen suosittelevä järjestelmä yrittää löytää mahdollisimman samankaltaisia ihmisiä käyttäjän kanssa ja suosittelee heidän tykkäämiään kirjoja. (Das, Datar, Garg & Rajaram, 2007.)

Aikaisemmin yhteisöllinen suodatus käyttäjien mukaan on ollut suosituin tekniikka suosittelevä järjestelmissä (kuviot 6). Ongelmaksi on kuitenkin alkanut muodostua se, että sen vaatima laskentateho kasvaa lineaarisesti käyttäjien ja tuotteiden määrän kanssa, jonka seurauksena tekniikan skaalautuvuus kärsii pahasti. Toisena rajoittava tekijänä pidetään käyttäjäprofiileista ja tuotteista muodostettua tietokannan hajanaisuutta, jota yleensä pyritään korjaamaan erilaisilla indeksointimenetelmillä. (Gao ym., 2010.)



KUVIO 6 Yhteisöllinen suodatus (käyttäjiin pohjautuva)

Tuotteisiin pohjautuva yhteisöllinen suodatus on jatkojalostettu versio yhteisöllisestä suodatuksesta käyttäjien mukaan. Tässä tekniikassa etsitään yhteneväisyyksiä luomalla samanlaisista tuotteista matriisi (tuote-tuote) sen sijaan, että matriisi olisi käyttäjiin perustuva (käyttäjä-käyttäjä) (kuvio 7). Koska suosittelumalli on näin ollen valmiiksi luotuna, on tuotteiden suosittelu nopeaa. Kahden tuotteen välisestä yhteneväisyyttä voidaan myös tutkia niin, että verrataan saman käyttäjän niille antamia arvosanoja. (Mobasher, 2007.)



KUVIO 7 Yhteisöllinen suodatus (tuotteisiin pohjautuva)

### 3.3.4 Hybridit menetelmät

Yleisesti ottaen, sääntöihin perustuvat suodatusjärjestelmät onnistuvat löytämään suosituksia, jotka ovat melko järkeviä, mutta ne eivät pysty tarjoamaan tarkasti yksilöityjä suosituksia, joihin muut lähestymistavat pystyvät. Sisältöön perustuva suodatus on todettu tehokkaammaksi kuin yhteisöllinen suodatus silloin, kun on kyseessä paljon tekstiä sisältävät kohteet. Toisaalta, yhteisöllinen suodatus ei tarvitse tuoteselitystä voidakseen vertailla käyttäjälle sopivia tuotteita, jonka ansiosta tämä menetelmä on noussut suosituksi fyysisten tuotteiden myyjien keskuudessa kuten Amazon.com. Tämän lisäksi sen avulla on mahdollista löytää samankaltaisuuksia erilaisten käyttäjien väliltä. Yhteisöllinen suodatus vaatii kuitenkin tarpeellisen määrän ei-binäärisiä arvosteluita tai arvosanoja, jotta se toimii tehokkaasti (Gao ym., 2010). Sisältöön perustuvan suodatuksen ja yhteisöllisen suodatuksen yhdistäminen on todettu olevan tehokas suosittelujärjestelmissä ja varsinkin elektronisessa liiketoiminnassa (Liang, Yang, Chen & Ku, 2007).

Monet suosittelujärjestelmät perustuvat hybridiin menetelmään, jossa yhdistellään sisältöön perustuvan ja yhteisöllisen suodatuksen ominaisuuksia, jolla pyritään välttämään tiettyjä rajoittavia tekijöitä (Melville, Mooney & Nagarajan, 2002). Yhteisöllinen suodatus ratkaisee sisältöön perustuvan suodatuksen rajallisuuden, joka aiheutuu subjektiivisen tiedon ja käyttäjien arvosteluiden puuttumisesta. Sisältöön perustuva suodatus vuorostaan ratkaisee yhteisöllisen suodatuksen rajallisuuden, joka aiheutuu uusien tuotteiden vaikeasta löytämi-

sestä, tietokannan hajanaisuudesta ja laskentatehon vaativuudesta (Montaner ym., 2003).

Adomaviciuksen ja Tuzhilinin (2005) mukaan on olemassa neljä erilaista tapaa yhdistää nämä kaksi suodatusmenetelmää. Ensimmäisenä tapana on implementoida sisältöön perustuva ja yhteisöllinen suodatus erikseen järjestelmään ja sen jälkeen yhdistää niiden ennustukset suosituksista. Toisena kohtana on sisällyttää yhteisölliseen suodatuksen joitakin sisältöön perustuvan suodatuksen pääkohdista. Kolmas tapa on sama kuin äskeinen, mutta toiste päin eli sisällyttää tiettyjä asioita sisältöön perustuvaan suodatuksen yhteisöllisestä suodatuksesta. Viimeisenä vaihtoehtona on rakentaa yleinen malli, joka yhdistää kummankin suodatusmenetelmän erityispiirteet. Taulukossa 1 on yhteenveto kaikista suodatuksen lähestymistavoista.

Taulukko 1 Yhteenveto suodatusmenetelmistä

Lähestymistapa	Soveltaminen	Hyödyt	Heikkoudet
Sääntöihin perustuva suodatus	Järjestelmä pyrkii saavuttamaan perustason suosituksissa.	Järjestelmä on helpo toteuttaa "jos a niin sitten b"-säännöillä. Sen avulla on mahdollista saavuttaa tietty taso melko vähäisellä työllä.	Valmiiksi määriteltyjen sääntöjen ylläpito on työlästä ja menetelmä ei ole joustava. Toimii vain ryhmiin (naiset, lapset yms.), eikä yksilötasolla.
Sisältöön perustuva suodatus	Paljon tekstiä sisältävät tuotteet.	Tehokkuus on ylittämisen, kun kohteena ovat teksti-intensiiviset tuotteet.	Ei sovellu multimedia-tuotteille eikä potentiaalisesti kiinnostavien tuotteiden suosittelun onnistu.
Yhteisöllinen suodatus	Ei tarvitse olla paljoa tekstiä tuotteesta, historiatiedon suuri määrä on hyödyksi.	Suosittua liiketoiminnassa, koska mahdollistaa potentiaalisesti kiinnostavien tuotteiden suosittelun, eikä ole rajoittunut saatavilla olevaan tuotekuvaukseen.	Ongelmia: "kylmiltään aloittaminen", uuden käyttäjän liittyminen, uuden tuotteen lisääminen järjestelmään.
Hybridit menetelmät	Järjestelmän halutaan suoriutuvan tehokkaasti ja tarkasti suosituksissa.	Yhdistää parhaat puolet sisältöön perustuvasta ja yhteisöllisestä suodatuksesta.	Vaatii paljon tietoa ja resursseja, jotta menetelmät voi implementoida.

### 3.4 Elektroninen liiketoiminta ja suosittelujärjestelmät

Jos kuvitellaan fyysinen maailma, jossa yhdellä yrityksellä on lukuisia sivukonttoreita ja minun lähellä oleva konttori olisi personoitu juuri minun tarpeisiini ja sinun lähellä oleva konttori tarjoaisi juuri sinulle tarkoitettuja palveluita, niin ei tämä voisi toimia oikeassa maailmassa. Liiketoiminnan siirtyessä elektroniseen maailmaan on huomattu, että tarvitaan sellaisia liiketoiminnallisia strategioita, joita ei aikaisemmin ole ollut mahdollista käyttää. (Schafer, Konstan & Riedl, 2001.)

Aikaisemmin yritykset pystyivät tuottamaan arvoa valmistamalla massoitain geneerisiä tuotteita, mutta nykyään se ei riitä, vaan yritysten pitäisi pystyä valmistamaan monia erilaisia tuotteita, jotka täyttävät monien ihmisten useat erilaiset tarpeet. Ei voida kuitenkaan sanoa, että elektroninen liiketoiminta tarjoaisi ratkaisun monien erilaisten tuotteiden valmistukseen, mutta se auttaa tarjoamaan kuluttajille enemmän vaihtoehtoja. Sen sijaan, että kirjakaupasta löytyy tuhansia eri kirjoja, niin Internetissä toimiva kirjakauppa voi pitää sisällään miljoonia erilaisia kirjoja. Lisääntynyt valinnanvara lisää myös asiakkaille tarjolla olevan tiedon määrää. Tilannetta helpottamaan otettiin käyttöön massapersonointi, joka ei kuitenkaan kohdistu itse tuotteeseen, vaan siihen, miten ne esitetään Internet kaupassa asiakkaille. Yksi tapa massapersonointiin on suosittelujärjestelmät. (Pine, 1993.)

Elektronisessa liiketoiminnassa suosittelujärjestelmien rooli on tarjota asiakkaille mielenkiintoisia tuotteita ja tietoa tuotteista, jotka helpottavat ostettavan tuotteen valitsemista. Suositeltavat tuotteet voivat perustua parhaiten myyvien tuotteiden listaan, asiakkaan demograafiseen tietoon, tai asiakkaan aikaisempien ostettujen tuotteiden analysointiin ja niiden pohjalta tehtyyn ennustukseen. Suositelujen esittämisen eri tyyliin kuuluvat tuotteen suosittelu asiakkaalle, personoidun tiedon esittäminen tuotteesta asiakkaalle, muiden asiakkaiden arvosteluiden yhteenvedon näyttäminen tuotteesta, tai muiden käyttäjien kritiikin esittäminen tuotteesta. (Schafer, Konstan & Riedl, 2001.)

Suosittelujärjestelmillä pystytään suoranaisesti vaikuttamaan kuluttajakokemukseen. Laajassa merkityksessään kuluttajakokemus pitää sisällään fyysisen tuotteen, jonka toiminnallisuutta tai ulkonäköä voidaan personoida, ja tuotteen esillepanon, jota myös voidaan personoida joko automaattisesti tai käyttäjältä saatujen tietojen avulla. Näin ollen suosittelujärjestelmät tukevat kuluttajakokemuksen personointia tarjoamalla erilaisia tapoja tuotteiden esillepanolle. Voisi sanoa, että suosittelujärjestelmät mahdollistavat täysin uuden kaupan luomisen niin, että se on jokaiselle käyttäjälle muotoiltu ja yksilöllinen, vaikka ainoa asia mikä muuttuukin, on vain tuotteiden esillepano eli ei niinkään perustana oleva kauppa. (Schafer, Konstan & Riedl, 2001.)

### 3.4.1 Markkinoinnin ja myynnin tehostaminen

Suosittelujärjestelmät ovat monella tapaa samanlaisia kuin markkinointijärjestelmät ja toimitusketjun päätöksenteon tukijärjestelmät. Markkinointijärjestelmät auttavat markkinointivastaavaa tekemään oikeita päätöksiä siitä, että miten tuotteita kannattaa markkinoida kuluttajille. Tämä tapahtuu yleensä niin, että kuluttajat jaetaan erilaisiin asiakassegmentteihin ja tuotteet kategorisoidaan vastaamaan näitä segmenttejä. Tämän jälkeen voidaan suunnitella markkinointikampanjoita, joilla rohkaistaan kuluttajia tietyistä segmenteistä ostamaan heille kategorisoituja tuotteita. Sitä vastoin, suosittelujärjestelmät ovat yleensä suoraan kontaktissa kuluttajien kanssa auttaen heitä löytämään tuotteita, joista he pitäisivät. (Schafer, Konstan & Riedl, 2001.)

Toimitusketjun päätöksenteon tukijärjestelmät auttavat markkinointivastaavaa tekemään päätöksiä liittyen tuotteiden valmistusmäärään ja siihen, että lähetetäänkö tuotteet varastoon säilytykseen vai suoraan kauppaan, ja mihin niistä. Tämä takaa sen, että oikeat tuotteet ovat saatavilla asiakkaille, jotka niitä haluavat. Monet päätöksenteon tukijärjestelmät vastaavat aggregointiin liittyvissä kysymyksissä: kuinka moni kaikista tietyn kaupungin ihmisistä aikoo ostaa hammastahnaa helmikuussa? Suosittelujärjestelmät vuorostaan auttavat vastaamaan yksilöllisellä tasolla kuluttajien kysymyksiin: minkä tuotteen tämä kyseinen asiakas haluaa ostaa juuri nyt? (Schafer, Konstan & Riedl, 2001.)

Suosittelujärjestelmät pitävät sisällään prosesseja, joita suoritetaan manuaalisesti, kuten ristiinmyymislistoja (cross-sell lists), ja tietokoneen suorittamia prosesseja, kuten aikaisemmin esitelty yhteisöllinen suodattaminen. Tietokoneen suorittamisesta prosesseista käytetään yleisesti nimitystä automatisoidut suosittelujärjestelmät (automatic recommender systems). Automatisoidut suosittelujärjestelmät ovat erikoistuneita tiedonlouhintajärjestelmiä, jotka ovat optimoitu olemaan tekemisissä kuluttajien kanssa, ei niinkään markkinointivastaavien. Ne ovat tarkoituksenmukaisesti suunniteltu hyödyntämään reaaliaikaisia personoinnin mahdollisuuksia, joita interaktiivinen elektroninen liiketoiminta mahdollistaa. (Schafer, Konstan & Riedl, 2001.)

Schaferin, Konstanin ja Riedlin (2001) mukaan suosittelujärjestelmät tehostavat elektronista liiketoimintaa ja myyntiä kolmella eri tavalla:

1. Muuntaa selailijat ostajiksi: Kuluttajat usein vain selailevat nettisivuja ostamatta mitään. Suosittelujärjestelmät auttavat kuluttajia löytämään tuotteita, joista he tykkäävät.
2. Lisää ristimyyntiä: Suosittelujärjestelmät lisäävät ristimyyntiä ehdottamalla muita tuotteita kuluttajalle, kun he ovat jo tehneet ostopäätöksen yhdestä tuotteesta. Mikäli suosittelut ovat osuvia, ne usein myös tuottavat lisää myyntiä. Esimerkkinä tästä on tilanne, jossa kuluttaja on jo maksu-sivulla ja hänelle suositellaan tuotteita, jotka pohjautuvat hänen ostoskärryssä oleviin tuotteisiin.
3. Kasvattaa luottamusta: Kuluttajaluottamuksen saavuttaminen on tärkeässä roolissa elektronisessa liiketoiminnassa, sillä kilpailijat

ovat vain muutaman klikkauksen päässä. Suosittelujärjestelmät parantavat luottamusta asiakkaan ja yrityksen välillä luomalla heidän suhteeseen enemmän arvoa. Yritykset investoivat siihen, että he oppivat tietoa asiakkaista, jonka jälkeen suosittelujärjestelmät hyödyntävät saatua tietoa ja tämän avulla asiakkaille voidaan esittää personoituja käyttöliittymiä. Kuluttajat vuorostaan palkitsevat tämän sillä, että he palaavat niille sivuille uudestaan, joista he kokivat saavansa parhaita suosituksia. Mitä enemmän kuluttaja ns. opettaa suosittelujärjestelmää hänen mieltymyksistään ja tarpeistaan, niin sitä enemmän se lisää asiakasluottamusta.

### 3.4.2 Suosittelujärjestelmien hyödyntäminen markkinoinnissa

Suosittelujärjestelmien kehitystä ovat vauhdittaneet tuotteiden ja saatavilla olevan informaation runsaus, jonka kuluttajat ovat kokeneet jopa turhauttavana. Tämän lisäksi heille tarjottava ammattitaitoinen asiakaspalvelu on vähentynyt, joka on omalta osaltaan vaikeuttanut kuluttajien Internetissä tehtyjä ostoksia. Koska yrityksen suhde kuluttajiin on näin ollen heikentynyt, he haluavat vahvistaa asiakassuhteita auttamalla kuluttajia löytämään helpommin heitä kiinnostavia tuotteita. Suosittelujärjestelmät ovat suoraan yhteydessä asiakkaisiin ja ne antavat heille neuvoja, jota voisi verrata ns. suusta suuhun (word of mouth) markkinointiin. Samaan aikaan uudet tekniikat tietokantamarkkinoinnissa (database marketing), tiedon louhinnassa ja kohdennetussa markkinoinnissa ovat antaneet yrityksille työkaluja vastata asiakkaiden tarpeisiin nopeammin ja auttaneet ymmärtämään asiakkaiden ostokäyttäytymistä. (Schafer, Konstan & Riedl, 2001.)

Aikaisemmin monet yritykset - varsinkin kaupat - tunsivat kaikki asiakkaansa ja näin ollen pystyivät tarjoamaan henkilökohtaista apua, palvelua ja neuvoja kullekin. Useat yritykset nykypäivänä eivät pysty tähän samaan eli toisin sanoen säilyttämään one-to-one suhdetta asiakkaisiin johtuen yrityksen jälleenmyyntikauppojen koosta, alhaisesta työntekijä per asiakas -suhteesta ja työntekijöiden suuresta vaihtuvuudesta. Jotkut yritykset ovat päättäneet lähestyä asiaa niin, että he kohtelevat jokaista asiakasta samanlaisena. Osa yrityksistä otti käyttöönsä tietokantamarkkinoinnin, joka tähtää antamaan tarkempaa ja henkilökohtaisempaa palvelua yrityksen asiakkaille jakamalla heidät erilaisiin segmentteihin, jotka perustuvat demograafisiin ominaisuuksiin. Joissakin tapauksissa tällä menetelmällä voidaan pääsääntöisesti tarjota asiakkaille henkilökohtaista palvelua, mutta toisaalta osa asiakkaista kokee asian niin, ettei yritys enää ymmärrä heidän tarpeitaan, mielenkiinnon kohteita tai mieltymyksiä. (Mani, Drew, Betz & Datta, 1999.)

One-to-one markkinoinnin tarkoituksena on saada markkinoinnin yleisluontoinen luonne muutetuksi teknologian avulla sellaiseksi, että se käsittelee jokaista asiakasta yksilönä. Osana tätä tyyliä on asiakkaiden mieltymyksien kerääminen ja niiden hyödyntäminen, sekä yrityksen käytäntöjen muuttaminen kerätyn tiedon avulla tuottavammaksi (Peppers, Rogers & Dorf, 1999). Suositte-

lujärjestelmät ovat teknologia, joka auttaa yrityksiä implementoimaan one-to-one markkinointistrategian, koska se mahdollistaa persoonallisten suositusten luomisen. Suosittelevjärjestelmät eivät kuitenkaan ole ainoa ratkaisu tähän, vaan niiden lisäksi on tarpeen käyttää muutakin asiakastietoa, kuten asiakkaan suosima maksutapa ja postitusosoite ostokäyttäytymistä (Schafer, Konstan & Riedl, 2001).

Tarjouksien kohdentaminen (ad targeting) on yksi osa markkinointia. Tarkoituksena on tunnistaa sellaiset asiakkaat, joille olisi hyödyllistä tehdä jonkinlainen tarjous perustuen heidän aikaisempaan käyttäytymiseen sivuilla. Perinteisessä markkinoinnissa pidetään silmällä tietynlaisia tapahtumia asiakkaiden elämässä, joihin voidaan markkinoida tarjouksia tai tuotteita. Esimerkiksi kun kuluttaja saa ensimmäisen pankkikortin, niin muutkin pankit alkavat markkinoida omia vastaavanlaisia kortteja kyseessä olevalle henkilölle. Tai kun hän saa lapsen, niin tarjouksia aletaan tarjota aina vaipoista formuloihin ja kirjakerhoihin sekä henkivakuutuksiin. Tarjouksien kohdentamisessa asiakkaita käsitellään niin yksilöinä kuin jonkin tietyn markkinointiryhmän jäsenenä. Tarjouksia tehdään yleensä kaikille asiakkaille, joiden nimi esiintyy tietyn kategorian listassa, josta esimerkkinä yllä mainittu "saa lapsen"-lista. Näille listoille kuitenkin lisätään ja poistetaan yksittäisiä asiakkaita heidän käyttäytymisen perusteella, tarkoittaen sitä, että mikäli asiakas sivuuttaa jatkuvasti kaikki tarjoukset, niin hänet poistetaan listalta. (Schafer, Konstan & Riedl, 2001.)

Suosittelujärjestelmät auttavat näin ollen yrityksiä päättämään sen, että mitä mainoksia tai sisältöä tietylle yksilölle kannattaa näyttää nettisivulla perustuen tämän ihmisen aikaisempaan käyttäytymiseen. Hakukoneet kuten Yahoo hyödyntävät suosittelujärjestelmiä siten, että ne valitsevat käyttäjälle mahdollisimman kiinnostavat bannerimainokset (banner ad) näytettäväksi, jotka liittyvät käyttäjän tekemään hakukyselyyn. Onkin hyvin tyypillistä, että kun henkilö etsii Yahoosta tietoa tietyistä automerkistä, niin hänelle esitetään sivulla mainoksia liittyen tämän automerkin uusimmista autoista. (Ansari & Mela, 2003.)

### 3.4.3 Case: Amazon.com

Schafer, Konstan ja Riedl (2001) ovat listanneet tutkimuksessaan Internetkauppa Amazonin käyttämiä suosittelujärjestelmän osa-alueita heidän kirjoitamisajankohtana käytössä, mutta he kuitenkin tiedostavat sen, että teknologia kehittyi tällä osa-alueella nopeasti.

*Muut asiakkaiden ostamat tuotteet* (Customers Who Bought): Amazon.com, kuten monet muutkin Internetissä toimivat kauppasivut, ovat rakennettu niin, että jokaisella kirjalla on oma informatiivinen nettisivu, jossa on tietoa kirjasta ja sen ostamisesta. Muut asiakkaiden ostamat tuotteet -ominaisuus löytyy kirjasta kertovalta nettisivulta, joka on itse asiassa jaettu kahteen suosittelulistaan. Ensimmäinen lista suosittelee muita saman kirjan ostaneiden ihmisten usein os-



tamia kirjoja. Toinen lista suosittelee kirjoittajia, joiden kirjoja valitun kirjan ostaneet ovat myös ostaneet.

*Sinun suositukset* (Your Recommendations): Amazon kerää suoraa palautetta asiakkaiden lukemista kirjoista, antaen asiakkaille mahdollisuuden arvostella kirja viisiportaisella asteikolla. Kun asiakas on arvostellut tietyn määrän kirjoja, he voivat pyytää suosituksia kirjoista, joista he voisivat tykätä. Tällöin Amazon suosittelee arvostelemattomia kirjoja, jotka korreloivat hänen kirjamakuunsa.

*Silmät* (Eyes): Silmät -ominaisuus mahdollistaa asiakkaiden saavan ilmoituksen sähköpostin avulla uusista tuotteista. Asiakkaat voivat rajata heidän kiinnostuksen kohteita syöttämällä ehdoiksi kirjoittajan nimen, kirjan nimen, aihealueen, ISBN-numeron tai julkaisupäivämäärän. He voivat myös käyttää joko yksinkertaisia tai monimutkaisempia Boolean-kriteereitä (JA/TAI) rajauksissa. Silmät-ominaisuutta on mahdollista käyttää myös suoraan hakukentän avulla; hakukriteerit voidaan suoraan tallentaa Silmien kriteereiksi.

*Amazon.com toimittaa* (Amazon.com Delivers): Amazon.com toimittaa on variaatio Silmät-ominaisuudesta. Asiakkaat valitsevat valintaruutujen avulla tarjolla olevasta listasta heitä kiinnostavia kategorioita tai genrejä, esimerkiksi elämäkertä, ruuanlaittokirjat tai matkustus. Tietyin väliajoin Amazon lähettää asiakkaalle sähköpostilla listan heidän suosittelmistaan kirjoista, jotka kuuluvat asiakkaan valintaehtoihin.

*Kirjakaupan lahjaideat* (Bookstore Gift Ideas): Lahjaideat mahdollistavat asiakkaiden saavan toimittajilta suosituksia. Asiakkaat valitsevat kirjakategorioita, joista he haluaisivat saada suosituksia. Vaihtoehtoisesti he voivat myös valita Amazonin työntekijöiden tekemiä valmiiksi määriteltäviä suosituslistoja. Monellakin tapaa tämä on kuin online versio aikaisemmin mainitusta Amazon.com toimittaa -ominaisuudesta. Isoin ero on kuitenkin se, että asiakkaiden ei tarvitse rekisteröityä Amazonin palveluun käyttääkseen Lahjaideoita, vaan sitä voi käyttää myös anonyymit sivuilla kävijät.

*Asiakkaiden kommentit* (Customer Comments): Tämä ominaisuus antaa asiakkaille mahdollisuuden saada suosituksia, jotka pohjautuvat muiden käyttäjien mielipiteisiin. Jokaisen kirjan informaatio-osiossa on lista 1-5 tähden arvosteluista ja kirjan lukeneiden käyttäjien kirjoittamia kommentteja. Näin ollen kirjan ostajalla on mahdollisuus ottaa huomioon muiden ihmisten mielipiteet kyseisestä kirjasta. Tämän lisäksi käyttäjät voivat arvioida muiden ihmisten antamien arvosteluiden hyötyä vastaamalla kysymykseen: "Oliko tämä kommentti hyödyllinen sinun mielestäsi?". Kyllä ja ei vastauksista muodostetaan jokaiseen kommenttiin yhteenveto, jossa kerrotaan esimerkiksi: "5 ihmistä 7:stä piti tätä arvostelua hyvänä".

### 3.5 Suosittelevien järjestelmien mahdollisuudet

Suosittelujärjestelmistä on käytössä jo monia erilaisia variaatioita, joissa on erilaisia käyttöliittymiä, teknologioita ja vaihtelevia tiedon tarpeita ja sen hyödyn-

tämistä. Tästä huolimatta on olemassa vielä useita mahdollisuuksia laajentaa suosittelujärjestelmiä hyödyllisimmiksi kokonaisuuksiksi, joko nykyisissä järjestelmissä tai täysin uusissa järjestelmissä. (Schafer, Konstan & Riedl, 2001.)

Monet sivustot käyttävät ostotapahtumien tietoja implisiittisesti positiivisissa arvosteluissa. Ei voida kuitenkaan olettaa, että jonkun asian omistaminen on aina positiivinen asia. Esimerkiksi CDNOW-yhtiön sivustolla on mahdollisuus merkitä ostoksen jälkeen tuotteeseen tieto, että omistaa sen, mutta ei tykkää tuotteesta. Muutamaa poikkeusta lukuun ottamatta implisiittistä negatiivista arviota ei oteta huomioon suosittelujärjestelmissä. Yksi tapa olisi tutkia palautettujen tuotteiden mukana saatavaa tietoa. Vaikkakin käyttäjät voivat palauttaa tuotteen erilaisten syiden takia, voidaan yleisesti ottaen todeta, että jokainen palautustapahtuma on negatiivinen arvostelu. Toinen tapa on tutkia tuotteiden tietojen katselukertoja. Jos käyttäjä katselee tarkemmin muita tuotteita kuin toisia, niin näille vähiten katselluille tuotteille voidaan asettaa negatiivinen arvio. Monet suosittelujärjestelmien algoritmeista suoriutuvat tehokkaammin, mikäli niillä on käytössä sekä positiivisia että negatiivisia arvosteluita, joten negatiivinen tieto on myös tärkeää. (Schafer, Konstan & Riedl, 2001.)

Yksi luova suosittelujärjestelmien käyttömahdollisuus olisi käyttää sitä tiettyllä tavalla päinvastoin selittämään käyttäjälle, että millainen asia jokin tietty tuote on. Järjestelmä voisi siis kertoa käyttäjälle: ”tämä tuote mitä nyt katselet, on samantyylinen kuin nämä aikaisemmat tuotteet, joista olet tykännyt”. Näin ollen tuotteiden välille syntyy uudenlaisia korrelaatioita. Parhaan tuloksen saavuttamiseksi järjestelmän pitäisi pystyä palauttamaan tuotteita, joita käyttäjä on jo ostanut menneisyydessä, kuin jokin tietty luettelu tuotteista, joita hän ei ole ostanut. (Schafer, Konstan & Riedl, 2001.)

### 3.5.1 Hienostunut suosittelu

Nykyiset suosittelujärjestelmät käyttävät vain osan tarjolla olevasta tiedonmäärästä tehdessään käyttäjäsuosituksia, kuten demograafinen tieto, transaktiotieto tai arvostelut. Mikään järjestelmä ei kuitenkaan yhdistä kaikkea tietoa tehdessään suosituksia reaaliajassa. Tästä ajattelutavasta muodostuu muutama ongelma. Onko mahdollista yhdistää kaikki tarjolla oleva tieto järkeviksi kokonaisuuksiksi? Pitäisikö yksittäisten osien suosittelujärjestelmien tarjota erikseen omat suosituksensa? Onko mahdollista saada tarkempia suosituksia yhdistelemällä kaikki tieto? (Basu, Hirsh & Cohen, 1998.)

Kaiken tiedon yhdistävät suosittelujärjestelmien algoritmit mahdollistavat ”hienostuneen suosittelun”, jolla tarkoitetaan täydellisesti personoitua käyttäjäkokemusta käyttäjälle. Käyttäjä on vuorovaikutuksessa sivuston kanssa aivan samalla tavalla kuin ennen personointia, eikä hänen myöskään tarvitse tehdä mitään ylimääräistä, jolla hän ilmaisee omat kiinnostuksen kohteensa tai halunsa järjestelmälle. Sivusto muuntaa rajapintaansa hienovaraisesti niin, että käyttäjä tuskin edes huomaa mitään muutosta. (Basu, Hirsh & Cohen, 1998.)

### 3.5.2 Työkaluja markkinointiin

Suosittelujärjestelmien rooli on yleensä toimia virtuaalisena myyntimiehenä, eikä niinkään markkinoinnin työkaluna. Erona on se, että useat suosittelujärjestelmät kohdentavat jokaisen asiakkaan erikseen omana yksilönä, jolloin on vaikea luoda raportteja, joihin markkinointiväki on tottunut. Raportit jakavat usein koko asiakaskunnan helpommin hallittaviin segmentteihin. Yksi vaihtoehto suosittelujärjestelmien ja markkinointiraporttien yhdistämiseen on luoda korrelaatioita ihmisten välille etsien samankaltaisuuksia ja luoda näistä omia segmenttejä. Automaattisesti luoduista ryhmistä muodostuu kuitenkin kaksi ongelmaa: Miten automaattisesti generoidut ryhmät nimetään, ja ovatko luodut segmentit yhtä hyödyllisiä kuin traditionaalisesti jaetut segmentit? (Schafer, Konstan & Riedl, 1999.)

Useimmiten suosittelujärjestelmät toimivat vain myyntipuolella, eli toisin sanoen ne auttavat asiakasta löytämään tuotteita ja ostotapahtumissa. Nykyaikainen markkinointi ei ole kuitenkaan luotu maksimoimaan vain asiakkaan kokeman hyödyn, se pyrkii myös maksimoimaan yrityksen tuottoisuuden. Suositte-  
telujärjestelmät voisivat luoda jokaiselle asiakkaalle hintaherkkyyssarvion jokaisesta tuotteesta, jotta sivusto voi myydä tuotteita hinnalla, joka tuottaa eniten arvoa yritykselle. Tietty asiakas voi olla halukas ostamaan tuotteen hinnalla, joka tuottaa 10 senttiä voittoa yritykselle, kun taas toinen asiakas voi ostaa saman tuotteen euron voitolla. Tällaisen asian implementointiin liittyy kuitenkin eettisesti haastavia asioita. (Avery, Resnick & Zeckhauser, 1999.)

## 3.6 Suositte- telujärjestelmien haasteet

Käyttäjien yksityisyys on tärkeä asia suosittelujärjestelmissä. Jotta järjestelmä voi antaa personoituja suosituksia, täytyy sen tietää jotain käyttäjistä – mitä enemmän suosittelujärjestelmä tietää, sitä parempia suosituksia se osaa tehdä. Laajat suosittelujärjestelmät voivat oppia tietämään paljonkin eri asioita käyttäjistä ilman käyttäjien syötteitä tai tietämystä tietojen keräämisestä. Useat käyttäjät ovat kuitenkin huolissaan siitä, että mitä tietoa on kerätty, minne se tallennetaan ja miten sitä käytetään. Tietosuojakäytännöt (privacy policies) ovat yritysten luomia sääntöjä, jotka selittävät asiakkailla sen, miten heistä kerättyä tietoa käytetään hyödyksi. Tyypillistä on se, että yritys lupaa olla antamatta tai myymättä tietoa muille tahoille. Ongelmallista tietosuojakäytännöissä ovat niiden ymmärtäminen, koska tekstit ovat usein vaikealukuisia, mutta myös se, että yrityksillä saattaa olla oikeus muuttaa sääntöjä myöhemmässä vaiheessa. (Schafer, Konstan & Riedl, 2001.)

Kerätyn tiedon oikeellisuutta on vaikea tarkistaa ja näin ollen tieto saattaa olla hyvinkin hajanaista. Kun asiakkaat antavat tietoja, he voivat huolimattomasti arvostella tuotteita väärin tai antaa muuten vain väärää tietoa. Nämä tiedot vaikuttavat suosittelujärjestelmän tehoon ja sen tuottamiin tuloksiin, jotka

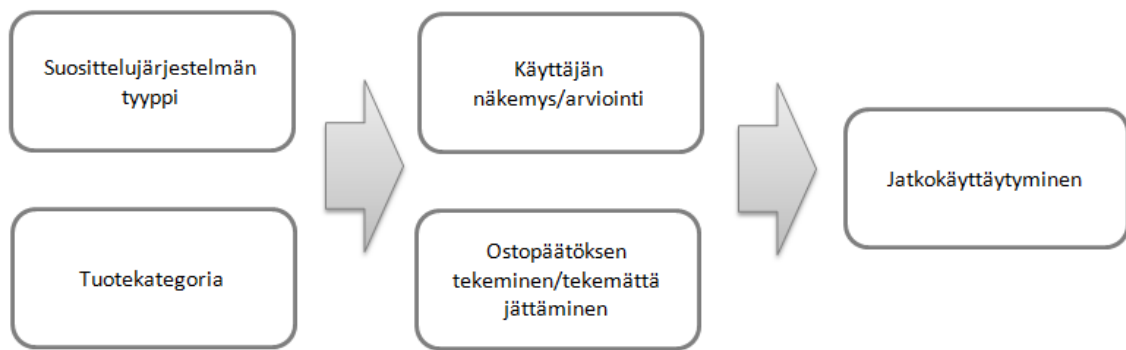
tässä tapauksessa ovat vääristyneitä. (Amatriain, Lathia, Pujol, Kwak & Oliver, 2009.)

Suosittelujärjestelmään lisätyllä uudella tuotteella on aluksi ”kylmäkäynnistys ongelma” (cold start problem). Siltä puuttuu käyttäjien antamat arvostelut ja näin ollen sitä on vaikea suositella kenellekään. Tilannetta voidaan helpottaa siten, että yritys itse pyrkii antamaan tuotteelle mahdollisimman tarkkoja tietoja etukäteen, jotta tuote voidaan yhdistää tietynlaisiin asiakkaisiin. Tiedon skaalautuvuuden ongelmat liittyvät tähän kohtaan myös, sillä järjestelmän tietovarastoja täytyy ajoittain aina päivittää, jotta uudet tuotteet ja käyttäjät ovat varmasti ajan tasalla. On tyypillistä, että tiedon skaalautuvuus aiheuttaa tiettyjä rajoituksia suosittelujärjestelmille. (Amatriain ym., 2009.)

### 3.7 Suosittelujärjestelmät käyttäjien näkökulmasta

Suosittelujärjestelmät auttavat asiakkaita heidän ostopäätöksiensä tekemisessä parantamalla tehtyjen päätöksiensä laatua ja tekemällä siitä vaivattomampaa. Ostopäätöksen laatua voidaan parantaa siten, että valitaan mahdollisimman tehokas tapa tiedon suodattamiseen, joka auttaa asiakasta tekemään hänelle parhaimman mahdollisen ostopäätöksen. Kuten aikaisemmin on todettu, tyypillisimmät menetelmät tiedon suodattamiseen ovat sisältöön perustuva ja yhteisöllinen suodatus. Sisältöön perustuva suodatus generoi mahdollisia suositeltavia tuotteita, jotka pohjautuvat käyttäjää miellyttäviin ominaisuuksiin tai etsintäkriteereihin. Yhteisöllinen suodatus on verrattavissa word-of-mouth suosituksiin, koska se muodostaa suositeltavia tuotteita perustuen samankaltaisten ihmisten mielipiteisiin ja tykkäyksiin. Käyttäjien kannalta näiden kahden menetelmän yhdistäminen on useimmiten paras vaihtoehto, koska se vaikuttaa suotuisasti ostopäätöksen laatuun. (Xiao & Benbasat, 2007.)

Suosittelujärjestelmistä koettavaan hyötyyn vaikuttaa itse tuote ja käyttäjän aikaisemmin hankittu tieto samankaltaisista tuotteista (kuvio 8). Online-ostoksenteossa tuotteet voidaan kategorisoida kahteen ryhmään: etsintä- (esimerkiksi kulutustavarat) ja elämystuotteisiin (matkat, palvelut). Nykyiset suosittelujärjestelmät suoriutuvat vähintäänkin tyydyttävällä tasolla etsintätuotteiden kanssa, sillä ne voivat käyttää hyödykseen tekstiä ja staattisia kuvia. Tämän takia käyttäjät kokevat suosittelujärjestelmien toiminnan etsintätuotteissa usein hyödyllisempänä, kuin niiden toiminnan elämystuotteiden kanssa. Elämystuotteiden ostopäätös on kuitenkin usein hankalampaa kuin etsintätuotteiden, jolloin käyttäjät turvautuvat helpommin asioihin, jotka auttavat ostopäätöksen teossa. Tästä syystä käyttäjät voivat kokea suosittelujärjestelmän luotettavammaksi ja näin ollen tehdä ostopäätöksen, joka perustuu enemmän suositukseen. (Xiao & Benbasat, 2007.) Mukaella Xiao ja Benbastin (2007) teoretisoinnista toimii yleisen tason teoreettisena linssinä tämän tutkielman empiiriselle osuudelle.



KUVIO 8 Suositelujärjestelmä ja ostaminen, Xiao & Benbasat 2007 soveltaen

## 4 EMPIIRISEN AINEISTON KERUU JA ANALYYSI

Tässä luvussa esitellään empiirinen tutkimus, tutkimusmenetelmät ja kerrotaan tutkimuksen toteutumisen vaiheet. Tutkimuksen kohteena on suosittelujärjestelmien toimivuus liiketoiminnallisesta näkökulmasta. Tutkimusta ei ole rajattu vain tiettyyn elektronista liiketoimintaa suorittavaan sivustoon, sillä kaikista sivuista saadut kokemukset auttavat muodostamaan laajemman kokonaisymmärryksen.

### 4.1 Tutkimusmenetelmät ja aineiston keruu

Tutkimuksen tarkoituksena on tutkia suosittelujärjestelmien tehokkuutta ja hyödyllisyyttä liiketoiminnallisesta näkökulmasta. Tehokkuutta voidaan mitata erilaisilla osa-alueilla, kuten lisämyynnin onnistumisella ja asiakasuskollisuuden lisäämisellä. Pyrin selvittämään myös, vaikuttavatko käyttäjiin suosittelujärjestelmissä käytetyt tiedon suodatusmenetelmät, onko tarve- vai ominaisuuspohjaisilla järjestelmillä eroa, ja vaikuttaako suositeltavan tuotteen tyyppi onnistuneeseen suosittelujärjestelmän toimintaan.

Tutkimuksessa käytetään hyödyksi kvalitatiivisia menetelmiä. Kvalitatiiviset menetelmät ovat tärkeitä, sillä niiden avulla voidaan selvittää käyttäytymisen syitä ja kontekstia. Niiden käyttö on myös suotavaa, kun yksilöitä ja vuorovaikutusta tarkastellaan lähemmin. (Layder, 1993.)

Aineistonhankinnan tavaksi ja haastattelumenetelmäksi valitsin teema-haastattelun. Se on tyyliltään puolistrukturoitu haastattelu, sillä siinä on rakenne enemmän ennalta määritetty kuin avoimessa haastattelussa. Se on kuitenkin rakenteeltaan väljempi kuin lomakehaastattelussa käytetty strukturoitu rakenne. Teemahaastattelun soveltuvuutta aineistonkeruuseen puoltaa myös sen tarjoamat avoimet vastaukset, jotka auttavat hahmottamaan henkilöiden kokemukset ja miellelyhtymät liittyen suosittelujärjestelmiin. Koska jokaisen haastateltavan kanssa läpikäytyt asiat ovat pääpiirteittäin samat, on aineiston jäsentäminen ja analysointi helpompaa. (Hirsjärvi & Hurme, 2001.)

## 4.2 Haastattelut

Tutkimusta varten haastattelin viittä 25–31-vuotiasta ihmistä, joista neljä oli miehiä ja yksi oli nainen. Haastateltavista kaksi oli opiskelijaa, kaksi oli töissä finanssialalla ja yksi mies työskenteli IT-alalla. Toteutin haastattelut Helsingissä 2.7.–9.9.2015. Valintakriteeriksi muodostui se, että he olivat suorittaneet ostoksia verkossa ja että suosittelujärjestelmät olivat jollakin tasolla ennestään tuttuja. Enimmillään verkko-ostoksia tehtiin vuodessa 15 kertaa yhden ihmisen kohdalla, vähiten ostoksia tehneelle haastateltavalle kertyi keskimäärin 4 vuodessa. Osa haastateltavista oli ostanut suosittelujärjestelmän kautta heille suositeltavana olleen tavarahan.

Haastattelussa kysymykset olivat ennalta laadittuja, mutta ne eivät olleet sidottuja tiettyihin vastausvaihtoehtoihin tai vastausjärjestykseen. Osa kysymyksistä vaati asian selittämistä esimerkkien avulla, koska asia ei ollut ennestään tuttu tai koska haastateltava ei ollut aikaisemmin ajatellut asiaa siltä kannalta. Kaikille esitetyt kysymykset olivat:

1. Onko haastateltava joskus ostanut hänelle suositellun asian
2. Miten haastateltava suhtautuu hänelle suositeltuihin asioihin
3. Kokeeko haastateltava saavansa lisäarvoa, kun hänelle suositellaan asioita, joista hän voisi olla kiinnostunut
4. Mikäli hänelle suositeltavat asiat ovat onnistuneita, kokeeko haastateltava verkkokaupan luotettavammaksi tai muuten paremmaksi
5. Ostaako haastateltava enemmän tavaroita verkkokaupasta, jossa suositeltavat asiat ovat onnistuneita
6. Vaikuttavatko tiedon suodattamisessa käytetyt menetelmät suositeluiden hyödyllisyyteen (asiantuntijat, muut käyttäjät, samantyylliset ihmiset)
7. Kokeeko haastateltava suosittelujärjestelmien hyödyllisyyden erilailla erilaisten tuotteiden kohdalla

Kysyin näiden lisäksi haastateltavilta erikseen heidän hyvistä ja huonoista kokemuksista suosittelujärjestelmistä, jotka mahdollisesti omalta osaltaan vaikuttivat heidän mielipiteisiinsä. Kysymyksissä ei tarvinnut varoa turhan teknistä sanastoa, koska haastateltavat tuntuivat ymmärtävän teknologista perustermistöä. Tein kaikille haastateltaville selväksi heti alussa pro gradu-tutkielmani näkökulman, mutta huomaustin myös, että kaikki heidän olennaiseksi kokemat seikat ovat tärkeitä.

Haastattelut olivat vapaamuotoisia ja ne toteutuivat kotonani, heidän kodissaan, ja julkisilla paikoilla kuten kahviloissa. Haastatteluiden runko noudatti tarkasti luomaani teemahaastattelurunkoa, mutta välillä esitin kysymyksiä hieman erilailla muotoiltuna, koska se tuntui auttavan ja avaavan keskustelua

eri ihmisten kanssa. En antanut omien mielipiteideni vaikuttaa haastatteluiden aikana, kun ohjasin keskustelua eri teemojen välillä, mutta melko aktiivisesti sain hakea vastauksia, koska aihepiiristä puhuminen ei ollut selkeästikään sellainen asia, jota haastateltavat olivat aikaisemmin pysähtyneet miettimään. Haastattelut kestivät noin 30-40 minuuttia, eikä niissä esiintynyt isoa hajontaa. Äänitin kaikki haastattelut, jonka jälkeen litteroin hyödyllisimmät osiot eli kirjoitin ne tekstiksi.

Ennen haastatteluita olin suunnitellut haastattelevani vähintään kahdeksaa henkilöä, mutta muutaman haastattelun jälkeen huomasin vastauksissa tiettyjä samankaltaisuuksia. Näin ollen en kokenut tarpeellisenä suurentaa otantajoukkoa, sillä jo muutamaakin ihmistä haastatteleamalla on mahdollista saada tarpeeksi laajaa tietoa, koska tällöin voi syventyä yksityiskohtiin. (Hiusjärvi & Hurme, 2001.)

### 4.3 Aineiston analyysi ja luotettavuuden arviointi

Analyysin tarkoituksena on tuottaa uutta tietoa käsiteltävästä aiheesta aineistoa selkeyttämällä ja tiivistämällä. Aineistosta on tärkeä erotella oleelliset kokonaisuudet ja tarkastella niitä tutkimuksen näkökulman viitekehyksessä. Aineiston keräämisen ja käsittelyn jälkeen ensimmäinen vaihe on kokonaisuuden järjestäminen, jolla tarkoitetaan aineiston lukemista ja alustavaa jäsentelyä. Tämä vaihe on erityisen tärkeä, sillä onnistunut analyysi vaatii aineiston erinomaista tuntemista. Se ei kuitenkaan ole analyysin tavoite, vaan se auttaa seuraavassa vaiheessa tapahtuvaa säännönmukaisuuksien ja samankaltaisuuksien etsimistä aineistosta. Valitsin teemoittelun säännönmukaisuuksien etsintätavaksi, jonka mukaan aineistosta hahmotellaan usein toistuvia, keskeisiä teemoja. Keskeisiksi teemoiksi muodostui temarungon mukaisesti kolme eri kokonaisuutta, koska jokainen yksittäinen teema oli selkeästi oma kokonaisuutensa ja näin ollen aineisto oli suoraviivaista jaotella tietyn teeman alaisuuteen. Teemoittelun teemat eivät aina kuitenkaan vastaa teemahaastattelun rungon teemoja, sillä aineistosta voi syntyä myös uusia. (Hiusjärvi & Hurme, 2001.)

Aineiston luotettavuuden arviointi liittyy oleellisesti aineiston analyysiin, sillä laadullisessa tutkimuksessa tutkija on keskeisessä roolissa ja tutkimuksen tulokset näin ollen myös pohjautuvat tutkijan johtopäätöksiin. Tästä syystä tutkijan on pystyttävä osoittamaan lukijalle, että tutkimuksen eri vaiheet ovat luotettavia. Luotettavuuteen liittyy myös oleellisesti tutkittavien henkilöiden todennukainen tulkinta ja aineiston tarkka ymmärrys. Koska tutkija voi vaikuttaa koko tutkimusprosessin eri vaiheissa merkittävällä tavalla lopputulemaan, on tärkeää, että tutkija myös sisäistää tämän seikan ja oman roolin prosessissa. Tutkimuksen eri vaiheiden riittävän tarkka kuvaus takaa sen, että lukijalle muodostuu käsitys tutkimuksen oikeellisuudesta ja luotettavuudesta. (Hiusjärvi & Hurme, 2001.)

Haastateltujen ihmisten lukumäärä oli pieni ja tämän vuoksi on tärkeä ottaa huomioon se, ettei tutkimustuloksia voi yleistää kaikkiin verkko-ostoksia



tehneisiin ihmisiin. Tavoitteena oli kuitenkin ilmiön syvempi ymmärrys ja erilaisten näkökulmien löytäminen ja näin ollen haastatteluiden pohjalta ei voida tehdä tilastollisia päätelmiä.

Seuraavassa luvussa käyn läpi haastattelututkimuksen keskeiset tulokset ja pyrin antamaan kattavan kuvan suosittelujärjestelmiin kohdistuvista ajatuksista, niiden hyvistä ja huonoista puolista sekä niiden tarpeellisuudesta yrityksen kannalta.

## 5 TUTKIMUSTULOKSET

Tässä luvussa esittelen haastatteluaineiston tulokset teemahaastattelurungon mukaisesti. Lupasin käsitellä haastateltavien aineiston nimettömänä, mutta jokainen heistä sanoi, että voi myös käyttää heidän omaa etunimeään tutkimuksessa. Pelkän etunimen perusteella yksilöiden tunnistaminen on kuitenkin vaikeaa, eikä se tuntunut olevan kenellekään haitallinen asia.

Kuvaillessani aineistoa määrällisillä sanoilla kuten ”kaikki”, ”suurin osa” ja ”harva”, en pyri tekemään yleistyksiä kaikkiin ihmisiin ja näin ollen johdattele lukijaa tekemään tilastollisia päätelmiä. Tarkoituksena on vain kuvata ilmiöiden esiintymisen yleisyyttä suorittamani haastattelun sisällä. Sitaateista, joita olen haastatteluista lainannut, olen poistanut puhekielen täytesanoja ja toistoa ja täsmennykset olen merkinnyt hakasulkeiden sisälle.

### 5.1 Yleiset kokemukset suosittelujärjestelmistä

Suosittelujärjestelmistä saadut kokemukset vaativat sen, että on käynyt verkko-kaupoissa ja mahdollisesti myös ostanut sieltä tuotteita tai palveluita. Pyrinkin valitsemaan haastateltavat ihmiset tämän kriteerin mukaan, jotta sain kokemuksiin pohjautuvia vastauksia. Yksi haastateltava ei ollut koskaan ostanut hänelle suositeltua asiaa, mutta muut olivat ostaneet edes kerran elämänsä aikana suosittelujärjestelmän tarjoaman asian. Taulukossa 2 on esitetty haastateltavien nimet, iät, kuinka monta verkko-ostosta he tekevät keskimäärin vuosittain ja ovatko he ostaneet heille suositeltavan tuotteen.

Taulukko 2 Haastateltavien verkko-ostokäyttäytyminen

Nimi	Ikä	Verkko-ostojen määrä vuodessa	Onko ostanut suositeltavan asian
Sophia	25	10 - 12	Kyllä
Christian	30	15	Kyllä
Olli	27	4	Ei
Akseli	26	5	Kyllä
Timo	31	12	Kyllä

Haastateltavilta ihmisiltä tiedusteltiin heidän hyviä ja huonoja kokemuksia suosittelujärjestelmistä, ovatko he ostaneet suositeltua asioita, ja heidän suhtautumisesta aihealueeseen. Koin myös hyödyllisenä tiedustella sellaisten ihmisten ajatuksia suosittelujärjestelmistä, jotka eivät ole ostaneet niiden kautta mitään tuotetta. Kaikilla haastateltavilla oli kokemuksia suosittelujärjestelmistä, ja suhtautuminen niihin oli pääsääntöisesti samanlaista – neutraalia tai positiivista, vaikkakin yhden asenne oli selkeästi muita negatiivisempi suositteluita kohtaan. Olli oli myös joukosta ainoa, joka ei ollut ostanut hänelle suositeltuja asioita.

Sophia, Christian, Akseli ja Timo olivat sitä mieltä, että mikäli suosittelut osuvat kohdalleen, niin silloin on mahdollista, että heidän ostoskärry täydentyy suositellulla asialla. Toisaalta, mikäli suosittelut eivät tuntuneet relevanteilta, niin näiden neljän neutraalisti tai positiivisesti suhtautuvien mielestä ne ovat helppo sivuuttaa. Sophia kiinnittää välillä suosituksiin huomiota:

Välillä kiinnitän huomiota suositeltuihin asioihin ja [olen] ostanut myös jotain pieniä lisukkeita. Yleensä vaateostoksia.

Akseli ei ollut aivan vakuuttunut hänen kokemistaan suosittelujärjestelmistä, sillä ne eivät tunnu olevan kovinkaan fiksuja:

Suhtaudun [suosittelujärjestelmiin] melko neutraalisti, koska ne eivät osu hirveän usein kohdalle. Useimmiten järjestelmät eivät ole fiksuja. Toivoisin, että ne osuisivat paremmin kohdalle, koska välillä ne aiheuttavat hilpeyttä.

Ollin ajatukset suosittelujärjestelmistä poikkeavat muista, sillä hänen näkemänsä suositukset eivät ole osuneet kohdalle ollenkaan, eikä hän sen takia kiinnitä niihin huomiota. Hän mainitsi myös, että ennalta päättää mitä aikoo ostaa, eikä siksikään halua selaila läpi hänelle suositeltuja asioita. Tähän vaikuttaa myös se, että Olli tekee eniten nettiostoksia huutokaupoissa, joissa hänen mukaansa ei näy paljoa suosituksia.

Timolla on suosittelujärjestelmistä yleisesti ottaen hyvät kokemukset. Hänen mielestä onnistuneet suositukset saavat hänet tuntemaan niin, että verkko-kauppa ottaisi hänet paremmin huomioon asiakkaana. Tämä seikka on hänen

mukaansa vaikuttanut osaltaan siihen, että hän on tehnyt ostoksen tiettyssä verkkokaupassa.

## 5.2 Suosittelemjärjestelmien hyödyllisyys

Suosittelujärjestelmien hyödyllisyyteen vaikuttavia seikkoja ovat niistä koettu lisäarvo, verkkokaupan jollain tapaa paremmaksi kokeminen mikäli suositukset osuvat hyvin kohdalle, ja että onko asiointi tällaisissa verkkokaupoissa mielekkäämpää kuin sellaisissa, joissa suositukset eivät ole hyvin kohdistettuja. Edellisen teeman mukaisesti Sophia, Christian, Akseli ja Timo sanoivat kokevansa jollakin tasolla lisäarvoa, jos suosittelujärjestelmät onnistuvat suosituksissa. Koettu hyöty ei kuitenkaan ollut suurta, vaan pikemminkin mukava pieni lisä nettiostoksien maailmassa. Christian mainitsi, että teknisestä näkökulmasta on hienoa, jos suosittelut osuvat kohdalle, koska ne helpottavat välillä ostoksien tekoa. Akselin mielestä lisäarvoa tulee siitä, mikäli hän etsii tiettyä tuotetta ja saa hinta-alennuksia suosittelujärjestelmien avulla, jolloin lisäarvo koetaan rahan säästönä. Olli poikkesi muusta joukosta taas, sillä hän sanoi suoraan, ettei koe millään tasolla lisäarvoa:

En usko, että kokisin lisäarvoa, vaikka suosittelut olisivat onnistuneita. Suosittelemjärjestelmät eivät vaikuta verkkokaupan valintaan ollenkaan.

Akseli uskoo, että onnistuneesti suositellut asiat vaikuttavat verkkokaupan luotettavuuteen positiivisesti. Tämä on linjassa Schaferin, Konstanin ja Riedlin (2001) teorian kanssa, että suosittelujärjestelmät auttavat kasvattamaan luottamusta asiakkaan ja verkkokaupan välillä, joka omalta osaltaan tehostaa myyntiä. Timo ja Christian olivat samoilla linjoilla Akselin kanssa, sillä heidän mukaansa onnistuneista suosituksista tulee sellainen tunne, että verkkokaupan pitäjät yrittävät oikeasti ottaa asiakkaan huomioon yksilöinä. Timo mainitsi muutakin luotettavuuteen liittyen:

Koen tietyllä tapaa luotettavammaksi, koska siitä näkee yrityksen panostuksen, ovat siis täysillä liikkeellä. Tulee luottavaisempi fiilis myös muihin asioihin, kuten maksamiseen ja ostokokemukseen.

Sophia sanoi ostokokemuksen myös olevan positiivisempi, jos suositukset osuvat hyvin kohdalleen. Hänellä on muutamat vakio verkkokaupat, joissa hän asioi, ja niissä olevat suositukset ovat yleisesti ottaen kiinnostavia. Välillä Sophia myös ostaa hänelle suositeltuja asioita, aivan kuten Christian, Akseli ja Timo.

Kukaan haastatelluista ei kokenut suosituksia ärsyttävinä, ei edes silloin, kun ne tuntuivat huonoilta. Tosin Akseli huomautti, että Facebookissa suositukset ovat hieman ärsyttäviä, koska esille tuotavia asioita on liikaa erilaisia.

Hän tarkensi vielä, että varsinkin videot ja isot mainokset. Sophiia eivät huonot suositukset ärsytä sen takia, että niihin on helppo olla kiinnittämättä huomiota.

### 5.3 Suosittelevien järjestelmien ominaisuudet

Suosittelujärjestelmien ominaisuuksista tarkastelun alla olivat tiedon suodattamisessa käytetyt menetelmät ja niiden hyödyllisyys, sekä se, että koetaanko hyödyllisyys eri tavalla eri tuotteiden kohdalla. Tiedon suodattamisessa käytettyjen menetelmien hyödyllisyys jakoi haastatellut ihmiset taas kahteen ryhmään. Ollin mukaan eri menetelmien hyödyllisyydessä ei ole hänen mielestä mitään eroja eikä hän myöskään koe suosittelujärjestelmien vaikuttavan hänen päätöksiinsä. Muilla haastatelluilla oli melko samanlaiset ajatukset eri menetelmistä, sillä kaikkien heidän mielestä samantyylisten ihmisten antamat arvostelut ja ostohistoria olivat tärkeällä sijalla siinä, että kuinka paljon ne vaikuttavat heidän ostopäätökseen. Varsinkin Christian arvosti samankaltaisten ihmisten mielipiteitä:

Parhaimpina [suosituksina] pidän samantyylisten ihmisten tai samojen tuotteiden ostamien ihmisten toisia ostoksia.

Samoilla linjoilla tiedon suodattamisessa oli Akseli. Samankaltaiset ihmiset tuntuivat painottavan suosituksine arvoa eniten ja hän mainitsi esimerkkinä hänen käyttämänsä lisäraivonne-nettikaupan:

Fitnessstuksessa [tuotteiden] arvostelut merkitsevät eniten, koska ne tulevat samantyyillisiltä ihmisiltä. Teknisimmässä asioissa koen asiantuntijoiden mielipiteet hyödyllisemmäksi.

Akseli myös mainitsi erilaiset tuotteidenhakuportaalit, joissa tiettyä tuotetta tai palvelua voi hakea eri kriteereillä, jonka jälkeen portaali palauttaa hakijalle räätälöidyn tulosjoukon. Tämän hän kokee hyödylliseksi siksi, että se auttaa säästämään aikaa ja rahaa. Sama ryhmä haastateltavia mainitsi vaatteet ja muut konkreettiset käyttötavarat sellaisiksi, joissa suosittelujärjestelmien hyödyllisyys on huipussaan. Sophia onnistui löytämään yhtäläisyyksiä suosittelujärjestelmän ja kivijalkakauppojen välillä:

Vaateostoksilla [suositeltaviin asioihin] kiinnittää huomiota eniten, [se] vastaa melkeinpä sitä, kun vaatekaupoissa on mannekiineja ja niille on puettu kokonaisuuksia päälle.

Sen sijaan tuoteryhmän, josta kokee saavansa vähiten hyötyä suosittelujärjestelmien avulla, osoittautui vaikeaksi. Christianin mukaan palveluissa suosittelujärjestelmät eivät ole hyviä, koska ne ovat usein henkilökohtaisempia kuin esimerkiksi vaatteet, jolloin myös samantyylliset ihmiset voivat tykätä erilaisista asioista. Toinen tähän kysymykseen vastannut haastateltava oli Akseli, joka

kokee saavansa vähiten hyötyä silloin, kun hänestä tuntuu verkkokaupan optimoivan hintaa korkeammaksi kaupan edun vuoksi. Hänen mukaansa tätä esiintyy muun muassa lentolippujen kanssa, koska monessa paikkaa hinnat nousevat sen mukaan, kun järjestelmä aavistelee kohteen olevan mieluisa hänelle.

Haastateltavat kokivat suosittelujärjestelmät enimmäkseen joko neutraaliksi tai hieman positiiviseksi, vaikka niihin ei todella aktiivisesti kiinnitetäkään huomiota. Vain yhdellä haastateltavalla oli negatiiviset tunteet näitä kohtaan ja hän ei tuntunut saavan niistä mitään hyötyä. Suosittelujärjestelmät eivät haastateltavien mukaan kuitenkaan onnistu vahvistamaan verkkokaupan ja käyttäjän välistä luottamista niin hyvin, kuin voisi olettaa. Ostotapahtumasta ne sen sijaan onnistuvat tekemään paremman käyttäjän näkökulmasta, paitsi jos niiden tarkoituksena on maksimoida kauppaan johtava rahavirta. Ostotapahtuma koettiin sen takia miellyttäväksi, koska verkkokauppa tuntui huomioivan asiakasta paremmin suosituksien osuessa kohdalle. Satunnaisia lisäostoksia kaupat saavat haastateltavien mukaan, mutta tämä tuntui koskevan varsin rajattua tuoteryhmää. Suosittelujärjestelmien käyttämissä tiedon suodattamismenetelmissä selkeästi parhaimmaksi koettiin muiden samantyylisten käyttäjien kokemukset ja mielipiteet. Suosittelujärjestelmät eivät aiheuttaneet haastateltavissa ärsyntyämyksen tunteita, eivät edes silloinkaan, kun ne eivät osuneet kohdalle. Tällaisissa tilanteissa ne ovat helppo sivuuttaa.

## 6 YHTEENVETO JA POHDINTAA

Tutkimukseni tavoitteena oli selvittää, kuinka tehokkaasti suosittelujärjestelmät toimivat verkkokaupoissa. Lähestyin aihetta kolmen tutkimuskysymyksen kautta: Miten ihmiset suhtautuvat suosittelujärjestelmiin, ja kokevatko he saavansa lisäarvoa suosituksista? Kokevatko he verkkokaupat luotettavimpina ja tekevät lisää ostoksia, jos suositukset ovat onnistuneita? Vaikuttavatko tiedon suodattamisessa käytetyt menetelmät suositteluiden hyödyllisyyteen, ja kokevatko he hyödyllisyyden erilailla erilaisten tuotteiden tai palveluiden kohdalla? Nämä olivat kysymykset, joihin etsin vastauksia kirjallisuudesta ja verkko-ostoksia tehneitä ihmisiä haastattelemalla.

Tiedon määrän räjähdysmäinen kasvaminen Internetissä luo ongelmia ja mahdollisuuksia verkkokauppojen pitäjille. Tyypillisten kivijalkamyymälöiden luomat rajoitukset ja strategiat eivät päde elektronisessa liiketoiminnassa, koska niiden ympärille on kehittynyt uusia liiketoiminnallisia strategioita, jotka mahdollistavat siirtymisen pois vanhasta ajattelumallista: ”standardisoitu tuote suurelle massalle”. Vaikka sinällään elektroninen liiketoiminta ei itsessään mahdollista yrityksiä tuottamaan enemmän tuotteita, se on kuitenkin onnistunut tuomaan asiakkaille enemmän valinnanvaraa. (Gao ym., 2010.)

Tätä valinnanvaraa pitää pystyä hallitsemaan tehokkaasti tekemällä tiedon saamisen ja esittämisen asiakkaalle helpoksi. One-to-one markkinointi on äärimmäisen segmentoinnin lähestymistapa tuoda tuote- ja palvelutietoa asiakkaiden saataville (Peppers, Rogers & Dorf 1999). Käyttäjryhmät koostuvat vain yhdestä henkilöstä, jolloin jokaiselle asiakkaalle esitettävä tieto on personoitu ja koostettu hänestä kerätyn tiedon avulla. Hyötynä tässä saavutetaan korkeampi asiakastyytyvyys ja suurempi liikevoitto. Haittapuolina voidaan havaita pelko yksityisyyden menetyksestä ja personoinnin implementoinnin kalleus (Aurora ym., 2008). Empiirisen tutkimuksen perusteella yllä mainitut hyödyt pitävät paikkaansa osittain, sillä onnistuakseen asiakastyytyväisyyden ja liikevoiton kasvattamisessa on suositeltujen asioiden osuttava tarkasti käyttäjän mieltymyksien mukailleen. Kukaan tutkimuksen haastatelluista ei tuntunut olevan huolissaan yksityisyyden menettämisestä, koska siitä ei mainittu kertaakaan.

Asiakassegmentointia voi toteuttaa myös muilla tavoin, jossa ihmiset ryhmitellään erilaisten tekijöiden mukaan. One-to-one tekniikan lisäksi suosittuja ryhmittelytapoja ovat statistiikka-pohjainen lähestymistapa ja suora ryhmittely. Esittelin tutkimuksessani tarkemmin suoran ryhmittelyn menetelmiä, koska niiden tehokkuutta on mitattu aikaisemmissa tutkimuksissa ja ne ovat todettu toimiviksi. Mielestäni kaikenlainen yleistäminen menetelmien valinnoissa on todella haastavaa, koska eri menetelmät soveltuvat hyvin tiettyihin tilanteisiin, mutta todellisuudessa tilanteet eivät ole mustavalkoisia ja yksiselitteisiä. (Jiang & Tuzhilin, 2009.)

Personointia suorittamaan luodut suosittelujärjestelmät hienosäätävät automaattisesti tietoa, jäsentävät sen paremmin kohde segmentille soveltuvaksi ja esittävät tiedon kyseessä oleville loppukäyttäjille. Tämä tapahtuu kolmessa osassa: käyttäjäprofiilien tekeminen käyttäjistä, sisällön mallintaminen, sekä tiedon prosessointi (Pazzani & Billsus, 2006). Tiedon prosessoinnissa käytetään hyödyksi erilaisia suodattimia, jotta käyttäjille löydetään mahdollisimman osuvat tuotteet. Käyttäjäprofiilia määriteltäessä tärkeimpiä kohtia ovat asiakkaan käyttäytyminen, kiinnostuksen kohteet ja tarkoituksenmukaisuus. Sisällön mallinnus keskittyy luokittelemaan ja analysoimaan verkkokaupan sisältöä, jotta se voidaan suodattaa mahdollisimman hyvällä tavalla asiakkaan profiiliin mukaisesti ja personoida sisältö sen mukaisesti (Gao ym., 2010).

## 6.1 Johtopäätökset aiempien tutkimusten kannalta

Tiedon suodattamisessa on mahdollista käyttää erilaisia lähestymistapoja. Sääntöihin perustuva suodattaminen seuraa suoraviivaisesti ennalta määrättyjä sääntöjä ja suosituksia. Sisältöön perustuva suodattaminen perustuu siihen, että vertaillaan tuotteita ja mallinnettuja käyttäjäprofiileita keskenään ja yritetään niiden pohjalta luoda yhteneväisyyksiä (Gao ym., 2010). Tutkimuksessani vertailtiin näitä suodatustapoja keskenään hyödyllisyyden näkökulmasta, ja empiirisen tutkimuksen perusteella suosituimmaksi suodattamisen tavaksi voidaan nimetä yhteisöllinen suodatus, jossa vertaillaan asiakkaan mieltymyksiä muiden asiakkaiden mieltymyksiin. Tämä suodattamisen menetelmä näytti tuottavan parhaiten hyviä suosituksia verkkokauppoja käyttäneille ihmisille, koska muiden samantyylisten ihmisten mielipiteet koettiin tärkeinä ostospäätöstä tehdessä. Tietenkään yksinään tämä menetelmä ei ole maksimaalisen tehokas, vaan yleensä taustalla on yhdistettynä muita aikaisemmin mainittuja suodattamisen menetelmiä, jolloin voidaan puhua hybrideistä menetelmistä.

Haastatteluiden myötä en ole kuitenkaan varma siitä, hyödyntävätkö verkkokaupat kaiken mahdollisen informaation tiedon suodattamisessa. Suositukset tuntuivat olevan melko usein epätarkkoja, johon kylläkin voi vaikuttaa erilaiset asiat, kuten se, että käyttäjä ei ollut tehnyt vielä montaa kertaa ostoksia verkkokaupassa, jolloin asiakasprofilointi oli puutteellinen ja tästä seuraa ns. kylmiltä aloittamisen ongelma. Sitä on vaikea sanoa myös, että ovatko haastat-



telijoiden käyttämät verkkokaupat käyttäneet resursseja asiakasprofiilien luomiseen.

Suosittelujärjestelmät pyrkivät tehostamaan elektronista liiketoimintaa ja myyntiä kolmella eri tavalla: muuntaa selailijoita ostajiksi, lisää ristimyyntiä, ja kasvattaa luottamusta (Schafer, Konstan & Riedl, 2001). Ajatuksena ja teoriassa nämä kaikki kuulostavat siltä, että ne ovat toteutettavissa ja mahdollisia. Tutkimuksessani tarkennettiin näitä aiemman kirjallisuuden esittämiä tapoja: empiirisen tutkimuksen perusteella ainakin ensimmäinen kohta on hyvin pientä, eli itse suositukset eivät saa aktiivisesti muutettua selailijoita ostajiksi. Tämä otanta tuntui olevan päättänyt jo tehdä tietyt ostokset, ennen kuin he edes vierailivat verkkokaupassa. Ristimyyntiä suosittelujärjestelmät olivat onnistuneet tekemään, sillä suurin osa haastatelluista oli ostanut jonkun hänelle suositellun tuotteen. Niiden tehokkuus ei kuitenkaan ollut huomattava, koska ostojen määrä oli vähäistä. Tämä voi osaltaan johtua asiakasprofiilien puutteellisuudesta. Luottamuksen kasvattaminen asiakkaan ja verkkokaupan välillä on vaikeaa, mutta suosittelujärjestelmät kuitenkin pyrkivät helpottamaan ja lisäämään sitä. Luottamuksen kasvu jäi kuitenkin melko pieneksi, vaikkakin mielipide oli tästä asiasta enimmäkseen positiivinen. Mainitsemisen arvoisena seikkana on se, että monet kokivat ostokokemuksen miellyttävämpänä, mikäli suositukset olivat heidän mielestään osuvia. Mielestäni luottamuksen syntyyn vaikuttavat kuitenkin enemmän muut seikat, kuten verkkokaupan imago, aikaisemmat ostokokemukset ja muiden ihmisten kokemukset. Tästä tietenkin voisi muodostaa johtopäätöksen, että suosittelujärjestelmät toimivat epäsuorasti myös itse verkkokauppaa kohtaan, joka voi olla tahallista tai tahatonta.

## 6.2 Johtopäätökset käytännön kannalta

Näyttäisi siltä, että suosittelujärjestelmien hyödyntäminen on monella tavalla vielä alkutaipaleella. Monet sivut keräävät pelkästään ostotapahtumista tietoja ja näiden perusteella yritetään muodostaa mahdollisimman hyviä suosituksia. Positiivisista huomioista saa tietenkin hyödyllistä tietoa, mutta myös negatiivisia kokemuksia olisi syytä kerätä ja analysoida. Myös tuotteiden katselukertoja seuraamalla saadaan selville asiakasta kiinnostavia kohteita, jolloin nopeasti ohi selatut tuotteet saisivat negatiivisen merkinnän asiakasprofiiliin. Hienostuneiden algoritmien implementointi on kuitenkin raskasta ja se vie resursseja. Olettaisin, että tämä on suurin syy siihen, että monet verkkokaupat käyttävät melko kevyitä suosittelujärjestelmiä. Tutkielmassani en ottanut tähän asiaan paljoakaan kantaa, ja siinä olisi selkeästi erilaisia lähestymistapoja tutkia aihetta lisää. Mikäli suosittelujärjestelmistä olisi mahdollista saada enemmän hyötyä, niin miksi sitä ei hyödynnetä parhaalla mahdollisella tavalla? Uskon, että tulevaisuudessa tähän kiinnitetään enemmän huomiota, mutta tällä hetkellä suosittelujärjestelmät tuntuvat olevan vain mukava pieni lisä, josta on välillä liiketoiminnallisesti vähän hyötyä.

## LÄHTEET

- Adomavicius, G. & Tuzhilin, A. (2005). Personalization Technologies: A Process-Oriented Perspective. *Comm. ACM*.
- Amatriain, X., Lathia, N., Pujol, J. M., Kwak, H. & Oliver, N. (2009) The Wisdom of the Few: A Collaborative Filtering Approach Based on Expert Opinions from the Web. *Proceedings of the 32nd international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, 532-539.
- Ansari, A. & Mela, C. F. (2003). E-customization. *JMR, Journal of Marketing Research*, 40(2), 131-145.
- Arora, N. & Henderson, T. (2007). Embedded premium promotion: Why it works and how to make it more effective. *Marketing Science*, 26, 514-531.
- Arora, N., Dreze, X., Ghose, A., Hess, J., Iyengar, R., Jing, B., Joshi, Y., Kumar, V., Lurie, N., Neslin, S., Sajeesh, S., Su, M., Syam, N., Thomas, J. & Zhang, Z. (2008). Putting one-to-one marketing to work: Personalization, customization, and choice. *Market Lett*, 19, 305-321.
- Avery, C., Resnick, P. & Zeckhauser, R. (1999). The Market for Evaluations. *American Economic Review*, 89(3), 564-583.
- Basu, C., Hirsh, H. & Cohen, W. (1998). Recommendation as classification: using social and content-based information in recommendation. *Proceedings of the 1998 Workshop on Recommender Systems*, 11-15.
- Bettman, J. R., Luce, M. F. & Payne, J. W. (1998). Constructive consumer choice processes. *The Journal of Consumer Research*, 25(3), 187-217.
- Chevalier, J. A. & Mayzlin, D. (2006). The effect of word of mouth on sales: Online book reviews. *JMR, Journal of Marketing Research* 43(3), 345-354.
- Choi, O. & Han, S. Y. (2008). Personalization of rule-based web services. *Sensors*, 8, 2424-2435.
- Das, A. S., Datar, M., Garg, A. & Rajaram, S. (2007) Google news personalization: scalable online collaborative filtering. *Proceedings of the 16th international conference on World Wide Web*, 271- 280.
- Dellaert, B. G. C. & Stremersch, S. (2005). Marketing mass-customized products: Striking a balance between utility and complexity. *JMR, Journal of Marketing Research*, 42(2), 219-227.

- Frias-Martinez, E., Magoulas, G., Chen, S. & Macredie, R. (2006) Automated user modeling for personalized digital libraries. *International Journal of Information Management*, 26, 234-248.
- Gao, M., Liu, K. & Wu, Z. (2010). Personalisation in web computing and informatics: Theories, techniques, applications, and future research. *Inf Syst Front*, 12, 607-629.
- Hirsjärvi, S. & Hurme, H. (2001). *Tutkimushaastattelu – teemahaastattelun teoria ja käytäntö*. Helsinki: Ylioppilaspaino.
- Hoeffler, S. & Ariely, D. (1999). Constructing stable preferences: A look into dimensions of experience and their impact on preference stability. *Journal of Consumer Psychology*, 8(2), 113-139.
- Hofmann, T. (2004). Latent semantic models for collaborative filtering. *ACM Transactions on Information Systems*, 22, 89-115.
- Hsee, C. K. (1996). The evaluability hypothesis: An explanation for preference reversals between joint and separate evaluations of alternatives. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 67(3), 247-257.
- Häubl, G. & Murray, K. B. (2003). Preference construction and persistence in digital marketplaces: The role of electronic recommendation agents. *Journal of Consumer Psychology*, 13(1), 75-91.
- Iyer, G. & Pazgal, A. (2003). Internet shopping agents: Virtual co-location and competition. *Marketing Science*, 22(1), 85-106.
- Jiang, T. & Tuzhilin, A. (2009). Improving Personalization Solutions through Optimal Segmentation of Customer Bases. *Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 21(3), 1-16.
- Layder, D. (1993). *New Strategies in Social Research: An Introduction and Guide*. Padstow: Polity Press.
- Liang, T.-P., Yang, Y.-F., Chen, D.-N. & Ku, Y.-C. (2007). A semantic-expansion approach to personalized knowledge recommendation. *Electronic Commerce Research and Applications*, 1, 301-313.
- Lynch, J. G. & Ariely, D. (2000). Wine online: Search costs affect competition on price, quality, and distribution. *Marketing Science*, 19, 83-103.

- Mani, D. R., Drew, J., Betz, A. & Datta, P. (1999) Statistics and data mining techniques for lifetime value modeling. *Proceedings of the Fifth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 94-103.
- Melville, P., Mooney, R. J. & Nagarajan, R. (2002). Content-Boosted collaborative filtering for improved recommendations. *Proceedings of the Eighteenth National Conference on Artificial Intelligence*, 187-192.
- Mobasher, B. (2007) Data mining for web personalization. *Information Processing and Management*, 41, 5-21.
- Mobasher, B., Cooley, R. & Srivastava, J. (2000). Automatic Personalization Based on Web Usage Mining. *Communications of the ACM*, 43(8), 142-151.
- Montaner, M., Lopez, B. & De La Rosa, J. L. (2003). A taxonomy of recommender agents on the Internet. *Artificial Intelligence Review*, 19, 285-330.
- Park, Y.-J. & Chang, K.-N. (2008). Individual and group behavior-based customer profile model for personalized product recommendation. *Expert Systems with Applications*, 28, 67-77.
- Pazzani, M. J. & Billsus, D. (2006). Content-based recommendation systems. *The Adaptive Web: Methods and Strategies of Web Personalization, Lecture Notes in Computer Science*, 4321.
- Peppers, D., Rogers, M., & Dorf, B. (1999). Is your company ready for one to one marketing? *Harvard Business Review*, 77(1), 151-160.
- Pine, B. J. (1993). *Mass Customization*. Boston: Harvard Business School Press.
- Randall, T., Christian, T. & Ulrich, K. T. (2003). *User Design of Customized Products*. University of Pennsylvania, Operations and Information Management Department.
- Resnick, P. & Varian, H. R. (1997). Recommender Systems. *Communications of the ACM*, 40(3), 56-58.
- Rossi, P., McCulloch, R. E. & Allenby, G. M. (1996). The value of purchase history data in target marketing. *Marketing Science*, 15(4), 321-340.
- Schafer, J., Konstan, J. & Riedl, J. (1999). Recommender Systems in E-Commerce. *Proceedings of the 1st ACM conference on Electronic commerce*, 158-166.
- Schafer, J., Konstan, J. & Riedl, J. (2001). E-Commerce Recommendation Applications. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 5, 115-153.

Schubert, P. & Koch, M. (2002) The Power of Personalization: Customer Collaboration and Virtual Communities. *Proceedings of the Eighth Americas Conference on Information Systems (AMCIS)*, 1953-1965.

Simonson, I. (2005). Determinants of customers' responses to customized offers: Conceptual framework and research propositions. *Journal of Marketing*, 69(1), 32-45.

Slovic, P. (1995). The construction of preferences. *The American Psychologist*, 50, 364-371.

Smith, W. (1956). Product Differentiation and Market Segmentation as Alternative Marketing Strategies. *Marketing*, vol. 21.

Tam, K. Y. & Ho, S. Y. (2006). Understanding the Impact of Web Personalization on User Information Processing and Decision Outcomes. *MIS Quarterly*, 30(4), 865-890.

Tuomi, J. & Sarajärvi, A. (2013). *Laadullinen tutkimus ja sisällönanalyysi*. Helsinki: Kustannusosakeyhtiö Tammi.

Wedel, M. & Kamakura, W. (2000). *Market Segmentation: Conceptual and Methodological Foundations* (2. painos). Hollanti: Kluwer.

Xiao, B. & Benbasat, I. (2007). E-Commerce Product Recommendation Agents: Use, Characteristics, and Impact. *MIS Quarterly*, 31(1), 137-209.

Zhang, J. & Wedel, M. (2007). *The effectiveness of customized promotions in online and offline stores*. Baltimore: University of Maryland.

## LIITE 1 TEEMAHAASTATTELURUNKO

### Taustatiedot

- Ikä
- Sukupuoli
- Ammatti
- Verkkostojen lukumäärä vuodessa

### TEEMA 1: Yleiset kokemukset suosittelujärjestelmistä

- Hyvät/huonot kokemukset
- Onko ostanut hänelle suositellun asian
- Miten suhtautuu suositeltuihin asioihin
- Ei ostokokemuksia: missä on törmännyt suosittelujärjestelmiin ja mitä ajatuksia ne herättivät

### TEEMA 2: Suosittelujärjestelmien hyödyllisyys

- Kokeeko saavansa lisäarvoa, kun suositellaan asioita, joista hän voisi olla kiinnostunut
  - Millaista lisäarvoa
- Mikäli suositeltavat asiat ovat onnistuneita, kokeeko hän verkkokaupan luotettavammaksi tai muuten paremmaksi
- Asioiko hän mieluummin verkkokaupassa, jossa suositeltavat asiat ovat onnistuneita
- Tuleeko ostettua enemmän asioita, mikäli suosittelut ovat onnistuneita
- Ei koe lisäarvoa: ärsyttävätkö suosittelut

### TEEMA 3: Suosittelujärjestelmien ominaisuudet

- Vaikuttavatko tiedon suodattamisessa käytetyt menetelmät suositteluiden hyödyllisyyteen (asiantuntijat, muut käyttäjät, samantyylliset ihmiset)
- Kokeeko haastateltava suosittelujärjestelmien hyödyllisyyden erilaisilla erilaisten tuotteiden kohdalla
  - Missä tuoteluokissa merkitsee eniten, miksi
  - Missä vähiten, miksi