



Open your mind. LUT.  
Lappeenranta University of Technology

School of Business

Kandidaatintutkielma

Talousjohtaminen

# **Automatisoidun kaupankäynnin vaikutukset markkina- tehokkuuteen**

*The impact of algorithmic trading on market efficiency*

18.12.2011

Tuomas Räsänen

# Sisällysluettelo

1. JOHDANTO.....	2
2. ALGORITMISET KAUPANKÄYNTIJÄRJESTELMÄT.....	5
2.1 Algoritmien rakenne .....	5
2.2 Päätöksentekostrategiat.....	6
2.2.1 VWAP .....	7
2.2.2 TWAP.....	8
2.2.3 Osakeindeksifutuurien arbitraasi.....	8
2.2.4 Tilastollinen arbitraasi .....	9
2.3 Tiedonlähteet.....	10
2.4 Toimeksiantojen hallinta.....	10
2.5 Riskienhallinta .....	11
2.6 Järjestelmien suunnittelun haasteet .....	11
3. KIRJALLISUUSKATSAUS .....	13
3.1 Tutkimuksissa käytetty aineisto .....	13
3.2 Markkinatehokkuuden mittaaminen.....	15
3.3 Algoritmisen kaupankäynnin vaikutukset.....	17
3.3.1 New York Stock Exchange.....	17
3.3.2 Deutsche Börse.....	24
3.3.3 Kansainväliset valuuttamarkkinat.....	27
4. JOHTOPÄÄTÖKSET.....	33
LÄHTEET .....	36

# 1. JOHDANTO

Rahoitusmarkkinoilla kaupankäynti tarkoittaa rahoitusinstrumenttien myymistä ja ostamista tarkoituksena tehdä voittoa sijoittajalle. Usein sijoittajat saavuttavat voittoa, kun he suorittavat kaupankäyntistrategiaansa nopeammin ja tehokkaammin kuin kilpailijansa. Sijoittajat etsivät jatkuvasti uusia keinoja nopeuttaa kauppaa, vähentää transaktiokustannuksia, parantaa tehokkuutta, tehostaa riskienhallintaa sekä hyödyntää informaatiota ja teknologiaa päätöksenteossaan ollakseen askeleen edellä kilpailijoitaan. Automaattinen kaupankäynti luo mahdollisuuden tähän ja siksi sen käyttö on yleistynyt 1970-luvulta lähtien ja jatkaa kasvuaan. (Wang, Dong & Deng, 2009, 235; Weber, 2008, 181)

Algoritminen kaupankäynti (engl. Algorithmic Trading, AT) on algoritmien suorittamaa taloudellista päätöksentekoa ja toimeksiantojen toteuttamista. Tietokoneet analysoivat markkinadataa sekä muuta tietoa erittäin nopeasti ja voivat tehdä päätöksensä jopa millisekunneissa. Algoritmit noudattavat etukäteen määriteltyjä kaupankäyntistrategioita tai mukautuvia strategioita, jotka kehitetään tekoälyä hyödyntäen. Algoritmit kommunikoivat suoraan kaupankäyntialustojen kanssa ja ne voivat jättää toimeksiantonsa ihmisten puuttumatta päätöksentekoprosessiin. (Wang et al., 2009, 235; Chaboud, Chiquoine, Hjalmarsson & Vega, 2009, 1)

Vaikka algoritmisia kaupankäyntijärjestelmiä on hyödynnetty jo 1970-luvulta lähtien, myöhemmin tehdyt muutokset pörssien rakenteissa ja säännöissä ovat lisänneet järjestelmien käyttöä huomattavasti. Hyvä esimerkki on vuonna 2000 New York Stock Exchangessa (NYSE) kumottu sääntö numero 390, joka kielsi kaupankäynnin pörssin ulkopuolelta. Muutoksen ansiosta HFT:n (High Frequency Trading) määrä alkoi kasvaa nopeasti. HFT on investointisuunnitelma, jossa osakkeita ostetaan ja myydään nopeasti ja ne omistetaan vain lyhyen aikaa. Käytetystä strategiasta riippuen omistusaika vaihtelee alle vuorokaudesta millisekunteihin. Pörssien sisäisiä rajoituksia on edelleen olemassa. Esimerkiksi Suomessa välittäjä voi hyödyntää algoritmista kaupankäyntiä vain, jos se on saanut NASDAQ OMX Helsingiltä kirjallisen suostumuksen ja täyttää tietyt vaatimukset muun muassa teknisten laitteiden ja riskien kohtuullisuuden osalta. (Aldrid-

ge, 2010, 4; Brogaard, 2010, 1; Smith, 2010, 4; NASDAQ OMX Helsinki Oy, 2011, 45–46)

Osa analyytikoista on huomannut algoritmisen kaupankäynnin potentiaalisen likviditeetin parantamisen ja hinnanmuodostuksen tehostamisen apuvälineenä. Osa on ilmaissut huolensa, että algoritmisen kaupankäynti lisääisi volatiliiteettia ja vähentäisi likviditeettiä, etenkin markkinastressin aikana. Tämän vuoksi viime aikoina on herännyt kiinnostus selvittää algoritmisen kaupankäynnin markkinadynamiikkaan kohdistuvia vaikutuksia. Lehdissä on esiintynyt useita artikkeleita koskien joidenkin algoritmisten sijoittajien menettelytapoja, minkä lisäksi heistä on tehty tutkintapyyntöjä Yhdysvaltojen ja Euroopan valvoville tahoille. Tästä huolimatta aiheesta on tehty verrattain vähän akateemista, empiiristä tutkimusta. Yksi syy tähän on puute aineistosta, josta algoritmien tekemät kaupat olisivat selvästi tunnistettavissa. (Chaboud et al., 2009, 1)

Suurin osa tutkimuksista on 2000-luvulta ja ne ovat keskittyneet Yhdysvaltojen markkinoihin (katso Storckenmaier & Riordan, 2009; Brogaard, 2010; Hendershott, Jones & Menkveld, 2011). Tutkimuksia on tehty myös Eurooppaan ja kansainvälisiin valuuttamarkkinoihin liittyen (katso Chaboud, Chiquoine, Hjaltmarsson & Vega, 2009; Groth, 2009; Hendershott & Riordan, 2011).

Yleisimmin tutkimuksissa on selvitetty automaattisen kaupankäynnin vaikutuksia likviditeettiin, volatiliiteettiin ja hinnanmuodostukseen. Algoritmisen kaupankäynnin vaikutuksia on tutkittu hyvin erilaisin mittarein ja eri kanteilta. Hendershott, Jones & Menkveld (2011) ovat sitä mieltä, että markkinat ovat muuttuneet likvideimmäksi ja samalla automaattinen kaupankäynti on lisääntynyt. Groth (2009) on huomannut, että algoritmit käyttäytyvät huomattavan erilaisesti kuin ihmissijoittajat, eikä todellisia vaikutuksia likviditeettiin ole helppo tutkia perinteisin mittarein. Pääsääntöisesti tutkimuksissa on huomattu automaattisen kaupankäynnin parantaneen markkinatehokkuutta ainakin jollakin mittarilla huomioiduna.

Tutkielman tavoite on selvittää, kuinka automatisoitu kaupankäynti on vaikuttanut tehokkuuteen eri markkinoilla. Se toteutetaan yhdistelemällä tuloksia aiemmista tutkimuksista ja kokoamalla kattava kokonaisuus.

Tutkielman pääongelma on:

- Onko algoritmisen kaupankäynnin yleistymisen vaikuttanut markkinatehokkuuteen?

Alaongelma on:

- Onko algoritmisella kaupankäynnillä ollut haitallisia vaikutuksia markkinoiden toimintaan?

Tutkielma käsittelee sijoittajien harjoittaman automaattisen kaupankäynnin vaikutuksia markkinatehokkuuteen. Pois on rajattu pörssien markkinarakenteissa automatisoinnin vuoksi tapahtuneet muutokset ja niiden vaikutukset (katso Maghyreh, 2005; Lepone & Yang, 2011). Poikkeuksen tekevät tapaukset, joissa muutokset ovat selvästi lisänneet algoritmisten kaupankäyntijärjestelmien käyttöä, jolloin näkökannat kulkevat käsi kädessä. Yksittäisiä, mahdollisesti algoritmisen kaupankäynnin aiheuttamia, negatiivisia, lyhyen aikavälin episodeja on käytetty esimerkkeinä, mutta niiden syihin ei paneuduta tarkemmin monimutkaisten syy-seuraussuhteiden vuoksi.

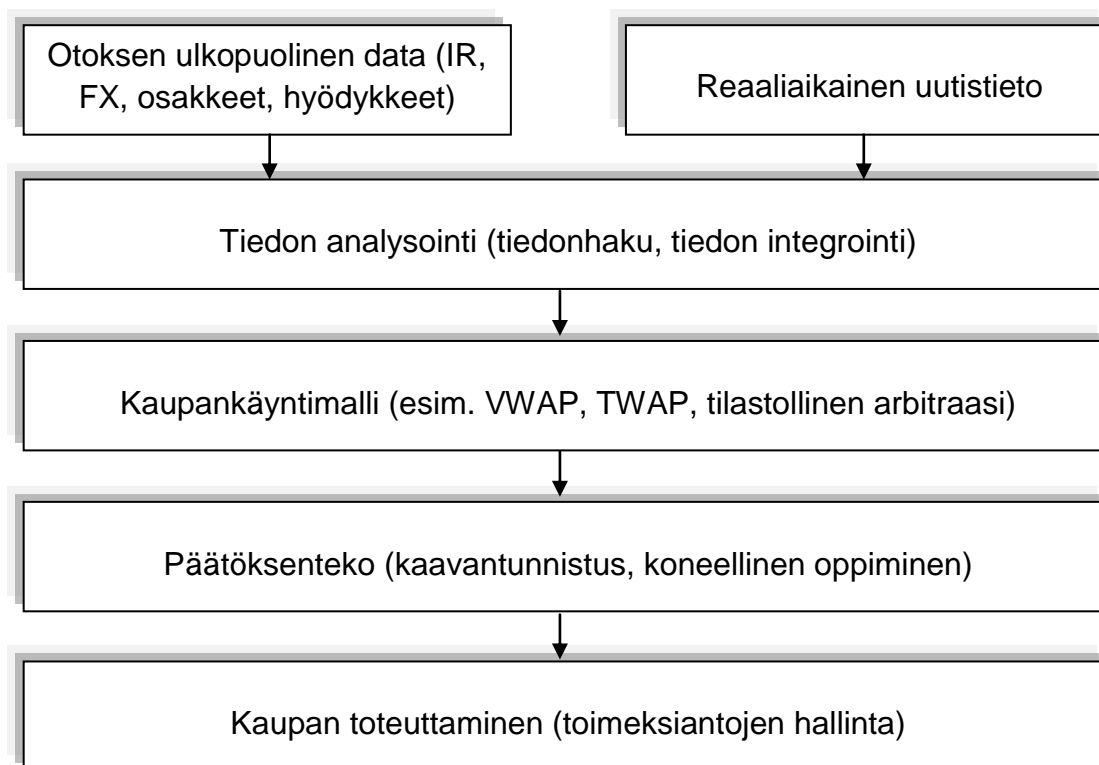
Tutkielman rakenne on seuraavanlainen: Toinen luku käsittelee algoritmien rakennetta ja niiden tapaa analysoida markkinoilta saatavaa dataa ja toimia. Kolmas luku esittelee tuoreimmissa tutkimuksissa käytettyjä mittareita, aineistoa, tutkimusmenetelmiä ja tuloksia. Neljäs luku tiivistää tutkielman sisällön ja esittää ehdotuksia tulevien tutkimusten painopisteiksi.

## 2. ALGORITMISET KAUPANKÄYNTIJÄRJESTELMÄT

Yksinkertaistettuna algoritmiset kaupankäyntijärjestelmät jäljittelevät meklarien ydinosaamista matemaattisten mallien sekä historiallisen ja reaaliaikaisen markkinadatan perusteella. Algoritmeja on erilaisia markkinoilla oleville eri toimijoille. Osa hedge-rahastoista ja meklareista esimerkiksi käyttää likviditeettiä hyödyntäviä algoritmeja ja kilpailee markkinatakaajia ja muita likviditeetin tarjoajia vastaan. Tilastollisen arbitraasin rahastot käyttävät tietokoneita analysoidakseen nopeasti suuria määriä tietoja. Eri instituutiot, kuten vakuutusyhtiöt ja eläkerahastot, hyödyntävät algoritmeja vaihtaakseen suuria määriä arvopapereita, jolloin algoritmi muuntaa suuren toimeksiannon osiin ja optimoi seuraavan toimeksiannon koon ja jättöhetken. (Hendershott, Jones & Menkveld, 2011, 1–2; Gsell, 2006, 1)

### 2.1 Algoritmien rakenne

Algoritmit toimivat siten, että tietokoneelle määritellään järjestyksessä toimintamalleja, jotka se suorittaa. Näitä ovat esimerkiksi investointimahdollisuuksien tunnistaminen sekä toimeksiannot eri varallisuuserille. Algoritminen järjestelmä tekee itsenäisesti, ilman käyttäjän puuttumista toimintaan, kaikki toimeksiantoon liittyvät päätökset. Näitä ovat esimerkiksi ajoitus, hinta sekä määrä. Kuviosta yksi selviävät algoritmisen kaupankäyntiprosessin päävaiheet. (Wang et al., 2009, 235; Montana, Triantafyllopoulos & Tsagaris, 2008, 966)



Kuvio 1. Algoritmisen kaupankäyntiprosessin päävaiheet (Wang et al. 2009, 235)

Algoritmisessa kaupankäynnissä on neljä päävaihetta. Ensimmäisessä vaiheessa analysoidaan markkinadataa ja ulkopuolisia uutisia. Analyysissä hyödynnetään usein koneellisia apuvälineitä, kuten taulukkolaskentaa ja kaavioita, joiden pohjalta saadaan signaali kaupankäynnin suunnasta. Tämän pohjalta tehdään kaupankäyntistrategia. Kaupankäyntimalli ja päätöksenteko ovat algoritmisen kaupankäynnin ydin. Kaupan toteuttaminen onnistuu muiden vaiheiden jälkeen automaattisesti. (Wang et al. 2009, 235)

## 2.2 Päätöksentekostrategiat

Päätös siitä, mitä algoritmia käytetään, riippuu käyttäjän sijoitustavoitteista sekä tyylistä toimia markkinoilla. Esimerkiksi millainen paino annetaan transaktiokustannusten minimoimiselle, rajoituksille, riskienhallinnalle ja tietovuodoille? Tehdäänkö mieluummin no-

pea transaktio huomioimatta vaikutuksia hintatasoon vai päinvastoin? (Wang et al. 2009, 236)

AMD:n raportin mukaan algoritmeille on esitelty viisi kaupankäyntimallia, jotka ovat hin- ta-, aika- sekä täytäntöönpanon vajuus (implementation shortfall) –algoritmit, tietyllä vo- lyyymilla osallistuva algoritmi (volume participation) sekä SOR-algoritmi (smart order rou- ting). Viime aikoina algoritmeja on pyritty kehittämään tehokkaammiksi simuloimalla markkinakäyttäytymistä meklaripohjaisilla laskennallisilla malleilla, jotka ovat hyvin ylei- siä. Yleisimmät algoritmiset strategiat ovat VWAP (volume-weighted average price), TWAP (time-weighted average price), osakemarkkinaindeksifutuuriin arbitraasi sekä tilastollinen arbitraasi. Seuraavaksi esitellään neljä yleisimmin käytettyä algoritmista stra- tegiaa. (Wang et al. 2009, 236–237)

Yleisesti algoritmiset kaupankäyntijärjestelmät voidaan luokitella kahteen osaan: omiin (proprietary algorithm, PA) tai ulkoistettuihin algoritmeihin (agency algorithm, AA). Jäl- kimmäisiä algoritmeja käyttävät ostajapuolella toimivat meklarit, jotka hoitavat tietyn ins- tituution sijoituksia. Tarkoitus on minimoida transaktiokustannukset suhteessa vertai- luindeksiin, esimerkiksi VWAP:n. Sijoittajien omia algoritmeja on erilaisia ja niitä on vai- keampi luonnehtia. Yleisesti näitä käyttävät markkinatakaajat ja arbitraasisijoittajat. (Hasbrouck & Saar, 2010, 14)

### **2.2.1 VWAP**

Volume-weighted average price eli määräpainotettu keskihinta mittaa tietyn arvopaperin keskihinnan tietynä ajanjaksona. Se on helppokäyttöinen vertailuindeksi ja on aina ollut hyvin yleinen sijoittajien keskuudessa. Hinnan vertailuindeksi luodaan yhdistämällä päi- vänsisäiset hinnat kerrottuna niiden volyyymilla, jotka tuodaan takaisin yksikköhintaan jakamalla ne päivän volyyymilla. Saatu tilastollinen yhteenveto päivän kaikista kaupoista tarjoaa houkuttavan indikaattorin, joka kertoo sijoittajille kävivätkö he kauppaa matalam- paan vai korkeampaan hintaan kuin keskimääräinen meklari tuona päivänä. Mittausajan-



jakso voi olla myös pidempi (multi-day VWAP) tai lyhyempi kuin yksi päivä (interval tai available VWAP). (Coulstock, 2007, 2; D'Hondt & Giraud, 2006, 226)

Tavassa on useita heikkouksia: transaktiokustannuksia ei oteta huomioon ja mittaria voidaan huijata, jolloin portfolion valinnan tai täytäntöönpanon erittelyt hämärtyvät. Useimmat sijoittajat odottavat positiivisia kustannuksia, kun taas valtavirrasta poikkeavat sijoittajat odottavat negatiivisia kustannuksia. Coulstockin (2007) mukaan terveen järjen pitäisi kertoa kaikille, että VWAP:ia ei tulisi käyttää, koska kenenkään tarkoitus varojenhoidossa ei tulisi olla suoriutua keskinertaisesti. (D'Hondt & Giraud, 2006, 226)

VWAP:ia pidetään hyvänä hinnan arviona passiiviselle sijoittajalle. Laskennallinen helpous on tavan vahvuus, etenkin markkinoilla, joilla on vaikeaa tai kallista saada yksityiskohtaista tietoa kaupan tasosta. (Wang et al. 2009, 236)

### **2.2.2 TWAP**

Time-weighted average price tarkoittaa sopimusten tai osakkeiden keskihintaa sovittuna aikana. Algoritmi pyrkii toteuttamaan toimeksiannon keskihintaan tai paremmin. Suuren määrän kauppiaat käyttävät TWAP:ia toimeksiantojensa toteuttamiseen tietyssä aikana, jotta hinta pysyisi lähellä ja heijastaisi todellista markkinahintaa. TWAP:ssa kauppiaat toteutetaan tasaisesti tietyn ajanjakson sisällä, toisin kuin VWAP:ssa. (Wang et al. 2009, 236)

### **2.2.3 Osakeindeksifutuuriarbitraasi**

Arbitraasi on yksi tärkeimmistä toiminnoista algoritmisessa kaupankäynnissä. Tässä tapauksessa algoritmit etsivät väärinhinnoittelua futuuri- ja spot-markkinoiden väliltä ja tekevät strategioita, kuten lyhyeksimyntiä, saavuttaakseen riskitöntä voittoa. (Wang et al. 2009, 236)

## 2.2.4 Tilastollinen arbitraasi

Tilastollinen arbitraasi on yritys saavuttaa voittoa väliaikaisilla hintojen ristiriidoilla, joita esiintyy arvopaperijoukon odotetun ja todellisen hinnan välillä. Väärinhinnoittelun huomaaminen perustuu arvopaperien lineaarisen yhdistelmän tai synteettisen arvopaperin, joiden aikasarjat hakeutuvat keskiarvoa kohti, löytämiseen. Tyypillisesti tilastollista arbitraasia hyödyntävät suuret finanssialan yhtiöt, hedge-rahastot ja itsenäiset, erikoisalan yritykset. Analyysi halutulle arvopaperille tai arvopaperijoukolle suoritetaan tutkimalla historiallista aineistoa ja etsimällä kaupankäynnistä tunnistettavia kaavoja. (Thomaidis, Kondakis & Dounias, 2006, 1; Hasbrouck & Saar, 2010, 14–15)

Mahdollisuuksia voiton tekemiseen ilmaantuu esimerkiksi, kun jo tunnistetuista kaavoista havaitaan poikkeamia tai kun markkinoilta tunnistetaan selvä tarve tietynlaiselle kaupankäynnille. Poikkeamia voidaan havaita esimerkiksi parikaupankäynnin (pairs trading) vuoksi. Parikaupankäynnillä tarkoitetaan investointistrategiaa, joka perustuu sellaisten osakeparien tunnistamiseen, jotka yleensä käyttäytyvät markkinoilla ennustettavasti toisiinsa nähden. Yksi esimerkki vahvasti korreloivista osakkeista on Coca-Cola sekä Pepsi, jotka ovat samalta toimialalta. Tarve tietynlaiselle kaupalle voidaan havaita esimerkiksi, kun suursijoittaja pyrkii toteuttamaan toimeksiantoa ja hintojen aikasarjoissa esiintyy tilapäinen muutos. (Hasbrouck & Saar, 2010, 14–15; Mudchanatongsuk, Primbs & Wong, 2008, 1)

Parikaupankäynti on sellaisenaan tilastollisen arbitraasin muoto, jota myös algoritmiset sijoittajat hyödyntävät. Osa algoritmisista sijoittajista pyrkii hyötymään muiden algoritmien kustannuksella tunnistamalla niiden toiminnan ja käymällä kauppaa niitä vastaan. Tähän pyritään kehittämällä parempia algoritmeja kuin muilla, tyypillisesti ostajapuolen instituutioilla, on käytössään. (Hasbrouck & Saar, 2010, 15)

## 2.3 Tiedonlähteet

Vahva tiedonlähde on olennainen osa algoritmista kaupankäyntiä. Analysoitava data koostuu normaalisti kaupankäyntitiedoista ja uutisista. Historiallista dataa käytetään kaupankäyntimallien harjoittamiseen ja nykyistä tietoa kaupankäyntistrategioiden analysoimiseen etukäteen. (Wang et al. 2009, 236)

Uutistiedon käyttö algoritmisessa kaupankäynnissä on ollut haasteellista. Aluksi internetistä saatava uutisvirta täytyy analysoida lyhyessä ajassa. Siihen sovelletaan monia metodologioita luonnollisesta kielten prosessoinnista kaavojen tunnistamiseen ja koneelliseen oppimiseen. Bloomberg ja Reuters tarjoavat siivottua taloudellista dataa ja talousuutisia taloudellista päätöksentekoa varten, jotka ovat yhä tärkeämpiä automaattista kaupankäyntiä silmälläpitäen. (Wang et al. 2009, 236–237)

## 2.4 Toimeksiantojen hallinta

Yleisesti on olemassa kahden tyyppisiä toimeksiantoja: rajahintaisia ja markkinahintaisia. Rajahintatoimeksianto määrittelee transaktion puolen, eli ostetaanko vai myydäänkö, ja kuinka suuri määrä ja mihin hintaan. Sijoittaja sitoutuu toteuttamaan oman osuutensa kaupasta. Rajahintatoimeksiannon voi peruuttaa milloin tahansa, jos vastakkaista puolta ei ole täytetty. Markkinahintaiset toimeksiannot eivät määritä hintaa vaan pelkäävät määrän sekä ostetaanko vai myydäänkö. Ne täytetään heti toimeksiannon tehneen puolen kannalta sopivimmalla hinnalla. Kilpailu likviditeetistä on kovaa eri pörssien välillä, joten uusia toimeksiantotyyppisiä kehitetään jatkuvasti. Esimerkiksi Deutsche Börse esitteli iceberg-toimeksiannon, joka on rajahintatoimeksianto, joka jaetaan automaattisesti pienempiin osiin, jotta koko toimeksiannon määrä ei näkyisi julkisessa tarjouskirjassa. Yhä useammat sijoittajat käyttävät kaupankäynnissään toimeksiantojen hallintajärjestelmiä. Tähän tarkoitukseen suunnitellut automaattiset järjestelmät suorittavat halutut toimenpiteet aikatehokkaasti. (Kunzelmann & Mäkiö, 2006, 168; Wang et al. 2009, 237)

## 2.5 Riskienhallinta

Automaattisen kaupankäynnin välineillä sijoittajat voivat tehostaa riskienhallintaansa seuraamalla muutoksia markkinoilla ja tehdä nopeita transaktioita osuuksillaan. Samaan aikaan voidaan vähentää markkinoille altistumista ja sijoituspäätösten ajallista viivettä. Automatisoidut strategiat johtavat parempaan täytäntöönpanon vajauden hallintaan likvidimmillä ja helpommin toteutettavilla toimeksiannoilla. Automaattiset järjestelmät sallivat riskianalyysimetodologioiden hyödyntämisen tutkiakseen markkinatrendejä ja uutishälytyksiä. Nopealla vastauksella voidaan automaattisesti suorittaa transaktioita ja vähentää riskiä sekä estää sijoittajan altistuminen muutoksille. (Wang et al. 2009, 237)

## 2.6 Järjestelmien suunnittelun haasteet

Monet tutkijat ovat huolissaan informaation puutteista joissakin pörsseissä. Vaikka historiallista dataa olisi saatavilla ja se olisi tarpeeksi luotettavaa, ei välttämättä kannata rakentaa monipuolisia algoritmeja. Luodakseen sivistyneitä algoritmeja, tarvitaan tarkempaa tietoa päivän kaikista transaktioista määrineen ja hintoineen. Uskottavat järjestelmät käyttävät yleisesti dataa vähintään neljän vuoden ajalta. Tämä luo haasteita järjestelmien suunnittelijoille, koska datan runsaus vaatii uusia työkaluja ja metodologioita. Kaupapaikan tarjoaman tiedon puutteen vuoksi pankit ja ulkopuoliset algoritmista kaupankäyntiä hyödyntävät sijoittajat joutuvat investoimaan saadakseen kattavaa tietoa ja oppimaan kokemuksesta luodakseen uusia malleja todellisille markkinoille aikaisessa vaiheessa. (Wang et al. 2009, 239; Aldridge, 2010, 4)

Suuri haaste liittyy markkinasignaalien tarkkuuteen. Niiden täytyy olla tarpeeksi herkkiä, jotta ne laukaisevat toimeksiannon osasekunneissa. Jos signaalit kohdistetaan väärin, voitot muuttuvat nopeasti tappioiksi. Ongelmia tuottaa myös järjestelmien kapasiteetin kohdistaminen. Tutkimukset osoittavat, että esimerkiksi jopa 70 prosenttia kaupoista Yhdysvaltain pörssissä kohdistuu kolmeen vaihdetuimpaan osakkeeseen. Järjestelmien

kapasiteetti kannattaa keskittää vaihdetuimpien instrumenttien analysointiin. (Aldridge, 2010, 4; Wang et al. 2009, 239)

Joidenkin toimeksiantotyyppien, esim. stop-toimeksiannon, kohdalla esiintyy ongelmia, kun hinnat ehtivät vaihdella jättö- ja toteutushetken välillä. Tästä aiheutuvia kuluja on vaikea mitata ja ne ovat tapauskohtaisia. Tällaisissa tapauksissa saadaan harvoin selville kuinka tavoitetoteutushinta on todellisuudessa suhteutettu toteutushintaan. (Wang et al. 2009, 239)

### 3. KIRJALLISUUSKATSAUS

Tässä luvussa esitellään neljä aiempaa tutkimusta, jotka käsittelevät algoritmisen kaupankäynnin vaikutuksia markkinatehokkuuteen erilaisilla markkinoilla. Kaksi niistä keskittyy New York Stock Exchangeen: Hendershottin, Jonesin ja Menkveldin ”Does Algorithmic Trading Improve Liquidity?” (2011) sekä Storckenmaierin ja Riordanin ”The Effect of Automated Trading on Market Quality: Evidence from the New York Stock Exchange” (2009). Vaikutuksia Deutsche Börseen tutkii Groth artikkelissaan ”Algorithmic Trading Engines and Liquidity Contribution: The Blurring of ‘Traditional’ Definitions” (2009). Lisäksi esitellään Chaboudin, Chiquoinen ja Vegan artikkeli ”Rise of the Machines: Algorithmic Trading in the Foreign Exchange Market” (2009), joka keskittyy kansainvälisiin valuuttamarkkinoihin. Ensimmäisenä esitellään kyseisissä tutkimuksissa käytetty aineisto, seuraavaksi kuinka markkinatehokkuutta on mitattu ja viimeisenä tutkimusten tulokset.

#### 3.1 Tutkimuksissa käytetty aineisto

Hendershott, Jones ja Menkveld keräsivät aineistonsa otoksena New York Stock Exchangin osakkeista viiden vuoden ajalta helmikuusta 2001 vuoden 2005 joulukuuhun. Kyseiseen aikaväliin päädyttiin, koska kaupankäynnin desimalisointi (murtolukuhinnoittelusta senttihinnoitteluun) vuonna 2001 muutti koko kaupankäyntiä ja likviditeettimittareita sekä toimeksiantojen jättöstrategioita. Aineisto päättyy vuoteen 2005, koska hieman sen jälkeen NYSE:n markkinarakenne muuttui jälleen. Aineistossa olivat mukana kaikki NYSE:n osakkeet, joista löytyi sekä toteutuneiden kauppojen että tarjousten arvot (Trades and Quotes, TAQ) Center for Research in Security Prices –tietokannasta. Lisäksi kyseisten osakkeiden tuli olla vaihdettavissa koko seuranta-ajan ajan. Aineistosta poistettiin osakkeet, joiden hinta oli alle viisi tai yli tuhat dollaria. Otokseen jäi jäljelle 943 osaketta. Osakkeet luokiteltiin vielä viidenneksiin, joista ensimmäinen sisälsi suuren

markkina-arvon yritykset (arvo yli kymmenen miljardia) ja viides pienet yritykset (arvo 300 miljoonasta kahteen miljardiin). (Hendershott et al., 2011, 5–6)

Storckenmaierin ja Riordanin käyttämä TAQ-aineisto on peräisin SIRCA:sta (Securities Industry Research Centre of Asia-Pasific), jonka tarjoama data on alun perin Reutersilta. Aineistoa siivottiin tutkimusta varten siten, että pörssipäivän ensimmäiset ja viimeiset viisi minuuttia on karsittu pois ennakoasenteiden välttämiseksi. Lisäksi tutkijat käyttivät Chicago Board Options Exchange Volatility Indexistä (VIX) laskettuja päiväkohtaisia arvoja markkinavolatiliteetin mittarina. Aineisto perustuu sataan sattumanvaraisesti valittuun osakkeeseen NYSE:n Hybrid Market –listalta. Analyysissä huomioidaan jokaiselle arvopaperille 125 kaupankäyntipäivää ennen ja jälkeen siirtymistä Hybrid Market –listalle. Lisäksi jokaista instrumenttia tuli vaihtaa jatkuvasti koko havainnointiaikana vähintään kolme kertaa päivässä eikä sen arvo saanut alittaa yhtä tai ylittää viittä sataa dollaria. Osakkeet jaettiin kvartaaleihin niiden markkina-arvon perusteella. Lopullisessa otoksessa on mukana 67 osaketta. (Storckenmaier & Riordan, 2009, 14–15)

Aineisto Grothin tutkimukseen on peräisin Deutsche Börse AG:sta, joka tarjosi tutkijan käyttöön high frequency –toimeksiantojen datan yrityksiltä, jotka kuuluivat German blue-chip –indeksiin (DAX30) ajanjaksolla 10.8.2007 – 10.12.2007. Blue-chipillä tarkoitetaan sellaisen yrityksen osaketta, jolla on luotettava ja laadukas maine ja joka toimii tuottavasti markkinoiden tilasta riippumatta. Aineisto sisältää kaikki elektronisen Xetra-tarjouskirjan tapahtumat jatkuvan kaupankäynnin ajalta. Kaupankäyntijärjestelmä on antanut jokaiselle toimeksiannolle uniikin tilausnumeron ja jokaisen toimeksiannon tulisi laukaista vähintään kaksi tapahtumaa: sen lähetyksen ja joko täyden toteutuksen tai toimeksiannon peruutuksen. Jokainen toimeksianto on voitu toteuttaa osittain tai sitä on voitu muuttaa useammin kuin kerran. (Groth, 2009, 214)

Chaboudin, Chiquoinen, Hjalmarssonin ja Vegan käyttämä aineisto koostuu EBS:ltä (Electronic Broking Services) hankitusta vuosien 2006 ja 2007 kolmen valuuttaparin minuuttidatasta (euro-dollari, dollari-jeni, euro-jeni). Data kattaa suurimman osan maailmanlaajuisesta inter-dealereiden spot-transaktioista näillä valuuttakursseilla. Tärkeä

ominaisuus on, että datasta löytyvät ihmisten ja algoritmien tekemien kauppojen volyymit sekä suunnat, joka mahdollistaa molempien vaikutusten mittaamisen. (Chaboud et al., 2009, 2)

## 3.2 Markkinatehokkuuden mittaaminen

Yleisesti markkinatehokkuus merkitsee sitä, että hinnat heijastavat täydellisesti saatavilla olevaa informaatiota. Tehokkailla markkinoilla reaktio tapahtuu välittömästi ja oikein tiedon julkistamisen jälkeen. Rahoitusteoria kuitenkin huomioi, että markkinoilla on kustannuksia, informaation käsitteleminen vie aikaa ja arvopaperin markkina-arvo voi poiketa todellisesta arvosta. Markkinat eivät siis ole täydelliset. Tämä luo algoritmeille mahdollisuuden hyötyä nopeammasta informaation käsittelystä ja arbitraasimahdollisuuksien huomaamisesta. Algoritmit vaikuttavat kaupankäynnin osapuolina markkinatehokkuuteen myös itse. (Lewellen & Shanken, 2002, 1113–1114; Knüpfer & Puttonen, 2004, 139–143)

Kirjallisuuskatsauksessa analysoiduissa artikkeleissa algoritmisten kaupankäyntijärjestelmien vaikutusta markkinatehokkuuteen on mitattu pääsääntöisesti likviditeetin, volatiliiteetin ja hinnanmuodostuksen kautta. Eri tavat niiden analysointiin esitetään seuraavaksi tutkimuskohtaisesti.

Hendershott, Jones ja Menkveld käyttävät tutkimuksessaan ”Does Algorithmic Trading Improve Liquidity?” (2011) tarjousten puolivälin sprediä (quoted half-spread), efektiivistä puolivälin sprediä (effective half-spread), viiden ja 30 minuutin realisoituneita spredejä sekä viiden ja 30 minuutin hintavaikutuksia mitatakseen algoritmisen kaupankäynnin vaikutuksia likviditeettiin. Kaikki mitattiin osakepainotettuina keskiarvoina ja ilmoitettiin peruspisteinä vallitsevan puolivälin osana. Efektiivinen spredi tarkoittaa eroa osto- ja myyntitarjousten puolivälin ja todellisen transaktiohinnan välillä. Mitä leveämpi väli on, sitä vähemmän likvidi osake on. Vaikutusta hinnanmuodostukseen he mittasivat Hasbrouckin (1991a,b) esittelemällä viitekehyksellä, joka perustuu VAR-malliin (vector autoregression). Viitekehys ei tee rakenteellisia oletuksia informaation laadusta tai toimek-



siannoista vaan sen sijaan viittaa informaation laatuun ja kaupankäyntiin tarjousten ja kauppojen havaitun järjestyksen perusteella. Mallissa kaikki osakkeiden hintojen vaihtelut luokitellaan kahteen kategoriaan: ne joko liittyvät tai eivät liity äskettäiseen kauppaan. (Hendershott et al. 2011, 7–25)

Storkeinmaierin ja Riordanin artikkelissa ”The Effect of Automated Trading on Market Quality: Evidence from the New York Stock Exchange” (2009) on käytetty puolivälin spreadin sijasta täysiä spredejä. Kaikki spreadit on laskettu suhteellisina. Tarjousten spreadiä käytetään vain pienten toimeksiantojen analysointiin, koska ne eivät huomioi markkinoiden syvyyttä. Syvyydellä tarkoitetaan markkinoiden kykyä täyttää suuriakin toimeksiantoja ilman, että sillä on vaikutusta arvopaperin hintaan. Efektiivinen spreadi mittaa paremmin todellisia kaupankäyntikustannuksia ja siitä voi tehdä huomioita myös markkinoiden vakiintuneista ominaisuuksista, kuten piilotetusta likviditeetistä. Realisoitunut spreadi mittaa markkinatakaajien tuloja, joista on vähennetty tappiot paremman informoiduille sijoittajille. Tappio paremman informaation omaaville sijoittajille on niin sanottu haitallisen valinnan osa (adverse selection component). Hintavaikutus on heuristinen arvio, jolla haitallisen valinnan osa tuodaan spreadiin. Hintavaikutus on yhtälönä todellinen spreadi, josta vähennetään realisoitunut spreadi, ja se mittaa kaupan informaatiopitoisuutta. (Storkeinmaier & Riordan, 2009, 15–16)

Groth käyttää tutkimuksessaan ”Algorithmic Trading Engines and Liquidity Contribution: The Blurring of ‘Traditional’ Definitions” (2009) likviditeetin mittaamiseen rajahintatoimeksiantojen määrää, optioiden arvoa sekä kaupankäyntiaktiivisuutta. Kaksi ensimmäistä perustuvat tarjouskirjaan. Rajahintatoimeksiantojen määrässä algoritmien tekemien toimeksiantojen määrää on verrattu muihin toimeksiantoihin ja optioiden arvoon perustuvassa mallissa tutkija on laskenut kaikille rajahintatoimeksiannoille option arvon Black & Scholes –mallia hyödyntäen, jotta saisi huomioitua toimeksiantojen aggressiivisuuden sekä osuuden likviditeettiin. Kaupankäyntiaktiivisuutta tutkimuksessa mitataan vertaamalla toteutuneiden toimeksiantojen määrää passiiviin, algoritmien tekemien rajahintatoimeksiantojen määrään. (Groth, 2009, 216–220)

Chaboud, Chiquoine, Hjalmarsson ja Vega selvittävät tutkimuksessaan ”Rise of the Machines: Algorithmic Trading in the Foreign Exchange Market” (2009) algoritmisen kaupankäynnin vaikutuksia kansainvälisiin inter-dealer –valuuttamarkkinoihin. Inter-dealer –markkinat ovat julkisista markkinoista erilliset ja niillä kauppaa käyvät markkinatakaaajat (Vogler, 1996, 1615). Merkitystä volatiliteettiin testataan algoritmisen kaupankäynnin kausaalisuhteella päivittäiseen kokonaisvolyymiin ja päivittäiseen realisoituneeseen volatiliteettiin. Vaikutusta likviditeettiin tutkitaan markkinastressin aikana selvittämällä lisääkö vai vähentääkö algoritmisen kaupankäynti sitä Yhdysvaltojen Nonfarm Payrollin julkistamisen aikana, jolloin volatiliteetti on huomattavasti normaalia päivää korkeampi. Nonfarm Payroll on yksi tarkimmin seuratuista taloudellisista indikaattoreista Yhdysvalloissa, joka sisältää kansalliset ja osavaltioiden tuloestimaatit, teollisen tuotannon indeksin sekä tuottavuusmittareita, ja se julkaistaan joka kuun ensimmäisenä perjantaina (Gregg, 1996, 57). Selvittääkseen onko ihmissijoittajilla vai algoritmeilla suurempi vaikutus hinnanmuodostuksessa, tutkimuksessa käytetään Hasbrouckin (1991a) esittelemää VAR-viitekehystä. (Chaboud et al. 2009, 8–22)

### **3.3 Algoritmisen kaupankäynnin vaikutukset**

Seuraavaksi kerrotaan kuinka algoritmisen kaupankäynti on vaikuttanut markkinatehokkuuteen aiemmin mainittujen mittareiden perusteella. Selvyyden vuoksi vaikutukset esitetään markkinoittain.

#### **3.3.1 New York Stock Exchange**

New York Stock Exchangeen dataan perustuvissa Hendershottin, Jonesin ja Menkveldin sekä Storckenmaierin ja Riordanin tutkimuksissa mielenkiinto kohdistuu algoritmisen kaupankäynnin vaikutusten lisäksi markkinarakenteessa tapahtuneisiin muutoksiin. Hendershott et al. tutkimuksessa käyttämä aineisto alkaa vuodesta 2001, jolloin NYSE siirtyi desimaaliaikaan, eli pienin mahdollinen muutos arvopaperin hinnassa oli yksi sentti. Muutoksen myötä markkinatakaaajien osto- ja myyntitoimeksiantojen välinen spreadi

supistui merkittävästi. Tämän myötä parhaan osto- ja myyntinoteerauksen rinnalla alettiin näyttää likviditeettinoteerausta, joka oli merkittävän kokoinen (yleensä vähintään viisitoistatuhatta osaketta) ja saatavilla välittömästi. Pörssin asiantuntijoiden aika meni likviditeettinoteerauksen parissa, joten NYSE levitti markkinatakaajien spreadin automaattisesti, kun rajahintatoimeksiantojen tarjouskirjassa tapahtui muutoksia. Muutos vaikutti merkittävästi algoritmisten sijoittajien mahdollisuuteen reagoida muutoksiin ihmissijoittajia nopeammin. Sijoittajien toiveesta ja valvovien tahojen paineesta NYSE siirtyi täysin automatisoituun kaupankäyntialustaan, Hybrid Marketiin, vuosina 2006 ja 2007. Suurin muutos aiempaan järjestelmään oli tiukkojen rajoitusten poistaminen toimeksiantojen toteuttamisesta automaattisesti, mikä mahdollisti suurien toimeksiantojen automaattisen toteuttamisen nopeasti. (Hendershott et al. 2011, 13; Storckenmaier & Riordan, 2009, 13)

Jo aiemmin NYSE oli menettänyt markkinaosuuttaan muille pörseille, joten sen tekemät muutokset markkinarakenteeseensa ovat ymmärrettäviä. Yksi syy markkinoiden hajautumiselle löytyy algoritmista kaupankäyntijärjestelmistä. Smart Order Routingia hyödyntävät algoritmit eivät vain jaa suuria toimeksiantoja osiin, vaan toteuttavat ne eri pörseissä, joissa kyseistä arvopaperia vaihdetaan. Näin toimeksiannon paljastuminen markkinoille kokonaisuudessaan on epätodennäköistä eikä vaikutus hintoihin ole niin suuri. Optimaalisen markkinarakenteen löytämisen kannalta algoritmisten kaupankäyntijärjestelmien yleistyminen luo suuren haasteen. (O'Hara, 2007, 830; Storckenmaier & Riordan, 2009, 24; Hendershott et al. 2011, 2)

Koska autoquote otettiin käyttöön vaiheittain, ensin suuren markkina-arvon yrityksille ja myöhemmin kaikille listatuille osakkeille, tutkijat pystyivät jättämään huomiotta koko markkinoilla tapahtuneet muutokset likviditeetissä ja tunnistamaan algoritmisen kaupankäynnin kausaaliefektin vertaamalla autoquoten piirissä olevia osakkeita ja siihen kuulumattomia osakkeita DID-menetelmällä (difference-in-differences). Aineisto sisältää tiedon kaikista NYSE:n osakkeista ennen ja jälkeen siirtymän, joten algoritmisen kaupankäynnin likviditeettivaikutuksen tutkiminen on mahdollista. (Hendershott et al. 2011, 14–15)

Analyysin perusteella autoquote johtaa selvästi laajempaan algoritmien käyttöön. Autoquoten käyttöönotto aiheutti viestiliikenteessä noin kuuden prosentin nousun. Yhteys on vahvempi suuren markkina-arvon osakkeilla, jopa 50 prosenttia. Tämä on johdonmukaista yleisen uskomukseen perustuen, jonka mukaan algoritmien kaupankäynti on levinnyt laajimmin aktiivisten ja likvidien osakkeiden keskuuteen. On vaikea kuvitella, että muutos olisi vaikuttanut ihmisiä käyttämään tuollaisella suuruusluokalla. (Hendershott et al. 2011, 16–18)

Autoquote-dummin ja algoritmisen kaupankäynnin mittarin välillä oli merkitsevä, positiivinen yhteys, joten on selvää, että autoquoten käyttöönotto johtaa suurempaan määrään algoritmista kaupankäyntiä kaikkialla paitsi kahdessa pienimmän markkina-arvon viidenneksessä. Autoquoten ja muiden muuttujien, kuten vaihdon, volatilitietin ja osakkeen hinnan, välillä ei ollut vastaavaa yhteyttä. (Hendershott et al. 2011, 18–19)

Paneeliregressiokehityksessä luotettavimmat tulokset saatiin markkina-arvoltaan suurten yritysten osakkeille (ensimmäinen ja toinen viidennes). Autoquote-mittari kertoo niiden osalta, että lisäys algoritmien likviditeetin tarjonnassa kaventaa sekä tarjousten spreadiä että efektiivistä spreadiä. Ensimmäisen viidenneksen osalta tämä tarkoitti lähes 50 prosenttia. (Hendershott et al. 2011, 19–22)

Autoquoten käyttöönoton myötä myös tarjonnan syvyys pieneni. Ensimmäisen viidenneksen tulokset osoittavat, että yhden yksikön lisäys AT-muuttujassa kaventaa tarjousten spreadiä kymmenellä prosentilla ja vähentää tarjousten syvyyttä noin viisi prosenttia. Pienisijoittajiin muutos ei vaikuta ja kapeampi spreadi on heille yksiselitteisesti parempi. Kaupankäyjälle, joka vaihtaa keskimääräisen syvyyden verran (71 220 dollaria), muutos on luultavasti myös hyväksi. Hän maksaa kymmenen prosenttia vähemmän 95 prosentista toimeksiannostaan ja niin kauan kun hän maksaa vähemmän kuin 290 prosenttia lopuista viidestä prosentista, hän jää kokonaisuudessaan voitolle. On selvää, että syvyyden pieneneminen on pieni ongelma suhteutettuna spreadien kaventumiseen. (Hendershott et al. 2011, 22)

Tutkiakseen tarkemmin syvyyden pienenemistä, Hendershott et al. selvittivät liittyykö autoquote kapeampaan spreadiin, kun toimeksiantojen kokoa kontrolloidaan. Toimeksiannot luokiteltiin niiden koon mukaan ja niille laskettiin omat spreadit. Suurimmille viidenneksille algoritminen kaupankäynti kaventaa efektiivistä spreadiä huomattavasti, kun toimeksiannon koko on alle 5000 osaketta. Koska käytössä ei ole toimeksiantokohtaista dataa, analyysia ei voida suorittaa suurimmille toimeksiannoille, koska ne yleensä pilkotaan pienempiin osiin ja toteutetaan ajan myötä. Jos lisääntynyt algoritminen kaupankäynti tarkoittaa toimeksiantojen hajottamista yhä enemmän, toimeksiannon kokonais-hinta voi nousta vaikka efektiivinen spreadi kapenee. (Hendershott et al. 2011, 22–23)

Kapeammat efektiiviset spreadit merkitsevät joko pienempiä kauppakohtaisia tuloja markkinatakaajille, pienempiä kokonaistappioita sijoittajille tai molempia. Kun tarkastellaan algoritmisen kaupankäynnin vaikutuksia realisoituneiden spreadien kautta, tulokset ovat hyvin erilaiset. Suuren ja keskitason markkina-arvon yrityksillä (viidennekset 1–3) realisoitunut spreadi leveni merkittävästi autoquoten käyttöönoton jälkeen. Tämä osoittaa, että markkinatakaajat ansaitsevat suurempia nettotuloja. Merkittäviä muutoksia ei tapahdu pienemmille viidenneksille. Tulokset ovat samat sekä viiden että 30 minuutin aikahorisontilla. Näyttää siltä, että markkinatakaajat ovat onnistuneet kaappaamaan itselleen autoquoten luomaa ylijäämää. Tämä on kuitenkin lyhytaikaista. Datasta voidaan tulkita, että autoquote aiheutti väliaikaisen nousun algoritmien markkinavoimassa, joka katosi kun uudet tulijat kehittivät kilpailevia algoritmeja. (Hendershott et al., 2011, 23)

VAR-analyysin tulokset noudattavat samaa linjaa aikasarja-analyysin kanssa kahden ensimmäisen viidenneksen osalta. Myöhemmille viidenneksille ei löydy johdonmukaisesti luotettavia tuloksia. Kahden ensimmäisen viidenneksen kohdalla esiintyy huomattavasti vähemmän kauppojen kanssa korreloivaa hinnanmuodostusta ja huomattavasti enemmän hinnanmuodostusta, joka ei korreloi kauppojen kanssa. Voidaan sanoa, että ensimmäisille viidenneksille algoritmisella kaupankäynnillä on ekonomisesti tärkeä vaikutus hinnanmuodostuksen luonteelle. Siinä kuinka hintoihin päivittyy ajan myötä uutta informaatiota, tapahtuu merkittävä muutos. (Hendershott et al. 2011, 25–28)

Vaikuttaa siltä, että algoritmit reagoivat nopeasti tarjouskirjaan ja hintainformaatioon ja päivittävät rajahintatoimeksiantojaan välttyäkseen niiden vanhenemiselta. Algoritmit voivat ottaa helposti huomion yleisen hintatiedon ja säättää kaupankäyntiään ja toimeksiantojaan sen mukaisesti. Esimerkiksi, jos S&P-futuurien hinnoissa tapahtuu sysäys ylöspäin, likviditeetin tarjoaja, jolla on olemassa oleva myyntitoimeksianto, voi peruuttaa sen ennen kuin indeksiarbitraasia harjoittava sijoittaja ehtii hyödyntää hinnoitteluvirhettä. Muutokset saman toimialan sisällä voivat johtaa samankaltaisiin reaktioihin algoritmeilta. Osa algoritmeista on suunniteltu tutkimaan toisia algoritmeja. Esimerkiksi, jos algoritmi tunnistaa datasta ostosarjoja ja tulee siihen tulokseen, että lisää ostoja on tulossa, algoritmi säättää pyyntihintaansa korkeammaksi. (Hendershott et al. 2011, 28–30)

Ymmärtääkseen realisoituneiden spreadien tuloksia, on tärkeää huomioida kuinka algoritmien ja ihmisten kulurakenteet eroavat. Jos monitorointikustannukset ovat korkeat, ihmiset eivät tarkkaile markkinoita jatkuvasti eivätkä heidän jättämänsä rajahintatoimeksiannot heijasta kaikkea julkista tietoa ja niiden hinnoittelu voi vanhentua. Algoritmisilla kaupankäyntijärjestelmillä on suuret kehityskustannukset, mutta julkisen tiedon tarkkailulle ja toimeksiantojen säätämiseksi ei ole oikeastaan lainkaan rajakustannuksia. Lisääntyminen algoritmien aktiivisuudessa aiheuttaa enemmän muutoksia tehokkaassa hinnassa, joka päivittyy pikemminkin tarjousten kuin kauppohen kautta. (Hendershott et al. 2011, 30)

Vaikka tutkimuksessa ei tätä selvitettykään, vaikuttaa siltä, että algoritmien kaupankäynti parantaisi markkinoiden välistä linkittymistä luoden positiivisia heijastusvaikutuksia muille markkinoille. Esimerkiksi kun tietokonepohjainen kaupankäynti on tehty helpommaksi, osakeindeksifutuurien ja taustalla olevien osakkeiden hinnat todennäköisesti seuraavat toisiaan tiiviimmin. Samoin optioiden likviditeetti ja hintatehokkuus paranevat, kun taustalla olevista osakkeista tulee informatiivisempia. (Hendershott et al. 2011, 31)

Teknologian pienentyneet kustannukset ovat johtaneet sen laajalle levinneeseen käyttöön finanssimaailmassa. Esimerkiksi monet instituutiot (esimerkiksi eläkevakuumuslaitokset) käyvät nykyään kauppaa algoritmien välityksellä. Tuloksena muutos on

mullistanut finanssimarkkinat ja tavan, jolla arvopapereita vaihdetaan. Desimaalisaation jälkeisinä viitenä vuotena NYSE:n markkinoista on tullut likvidimmät ja algoritminen kaupankäynti on lisääntynyt. Algoritminen kaupankäynti vähentää vaihdannan kanssa korreloivaa hinnanmuodostusta, pienentää kaupankäyntikustannuksia ja lisää tarjousten informatiivisuutta. Näyteajanjakson aikana osakemarkkinat olivat yleisesti nousevat, joten jää selvittämättä onko algoritminen kaupankäynti yhtä tehokasta levottomilla tai laskevilla markkinoilla. Negatiivinen puoli liittyy suursijoittajien toimintaan. Algoritmeista johtuva syvyyden pieneneminen haittaa sijoittajien kykyä vaihtaa suuria osakemääriä ilman merkittäviä kustannuksia. Tutkijat ovat optimistisia sen suhteen, että uudet teknologiset innovaatiot korjaavat osan näistä ongelmista. (Hendershott et al. 2011, 31)

Siirtyminen Hybrid Markettiin aiheutti edelleen spreadien kapenemisen ja vain ensimmäisen ja toisen kvartiilin realisoituneet spreadit eivät kaventuneet. Kapeampi efektiivinen spreadi tarkoittaa kaupankäyntikustannusten pienenemistä. Kun tarjousten spreadiä ja efektiivistä spreadiä verrataan, data osoittaa, että julkiset tarjoukset eivät heijasta todellisia hintoja. Analyysin tulokset kertovat, että spreadit ovat sitä leveämpiä ja hintavaikutus sitä suurempi, mitä pienempi yrityksen markkina-arvo on. Tämä on linjassa aiemman tutkimuksen kanssa, koska spreadit ovat leveämpiä vähemmän likvideillä osakkeilla. Voimakkainta spreadien kaventuminen oli kuitenkin pienen markkina-arvon yritysten osakkeilla. (Storckenmaier et al. 2009, 18–19)

Päivittäinen liikevaihto sekä volyyymi ovat lisääntyneet Hybrid Marketin käyttöönottoa edeltävän ja sitä seuraavan ajan välillä. Vaikka kokonaisvolyymi on kasvanut, kauppa-kohtainen liikevaihto ja volyyymi ovat pienentyneet merkittävästi. Liikevaihto ja volyyymi pienenevät markkina-arvon pienenemisen myötä. Kauppakohtaisen liikevaihdon putoaminen voi johtua toimeksiantojen jättöstrategioiden muuttumisesta, kuten toimeksiantojen jakamisesta pienempiin osiin. Tulokset ovat vakaita kaikissa kvarttileissa, mutta dramaattisin pudotus kauppakohtaisessa volyyymissä tapahtuu ensimmäisessä neljänneksessä. Liikevaihdon pienentyminen kapeampien efektiivisten spreadien vuoksi kompensoituu informoitujen sijoittajien pienemmillä tappioilla. (Storckenmaier et al. 2009, 19–23)

Efektivisten spreadien kaventuminen on pienempää kuin tarjousten spreadien, mikä viittaa siihen, että asiantuntijat ovat korjanneet hintoja pienemmässä määrässä kauppia. Hinnan parantumisen vähentyminen on ymmärrettävää, koska automatisoituja toteutushintoja voi parantaa vain algoritmein. Tulokset ovat yhteneviä Abrokwhahin ja Sofianoksen (2008) tutkimuksen kanssa. Kun tarkastellaan sekä tarjousten että efektivisiä spredejä, on selvää, että Hybrid Marketin käyttöönotto on vähentänyt kaupankäyntikustannuksia sekä lisännyt likviditeettiä. (Storckenmaier et al. 2009, 22)

Analyysin perusteella hintavaikutus pienenee kaikissa kvartileissa, mikä voi johtua siitä, että kaupat sisältävät vähemmän informaatiota tai toimeksiantojen pienemmistä koista. Hendershott et al. (2008) päätyivät tutkimuksensa työversiossa vastaavaan tulokseen. Kokonaisuutena spreadi-mittareiden ja hintavaikutuksen perusteella vaikuttaa siltä, että NYSE:n uusi Hybrid Market –malli automaattisella toteutuksella olisi kilpailukykyisempi kuin vanha pörssisaliin pohjautuva ja asiantuntijoita tukeva malli. Kannattaa kuitenkin huomioida, että tehdyn analyysin pohjalta on vaikea osoittaa yksittäistä syytä hintavaikutuksen pienenemiselle. (Storckenmaier et al. 2009, 24)

Kauppakohtaisen liikevaihdon merkittävä tippuminen voi johtua automaattisesta toimeksiantojen toteutuksesta, sillä automatisoitu pääsy markkinoille mahdollistaa pörssin ulkopuolisille sijoittajille toimeksiantojen jakamisen osiin ja täten suurien toimeksiantojen toteuttamisen ilman pörssisalin meklareita. Suuremmilla toimeksiannoilla on suuremmat kustannukset, koska ne sisältävät mahdollisesti enemmän tietoa. Tietoa omaavat sijoittajat pyrkivät peittämään aikeensa jakamalla toimeksiantonsa osiin, jolloin he altistuvat pienemmälle riskille. Kaupankäyntikustannukset ovatkin pienimmät keskikokoisilla kaupoilla (25 000 – 100 000 dollaria). Aleneva kauppakohtainen liikevaihto tukee heikentyvän hintavaikutuksen tuloksia. Kaupat ovat yhä informoituja, mutta niitä ei tunnisteta sellaisiksi yhtä nopeasti kuin suuria toimeksiantoja, joita ei jaeta osiin. Noin kahdenkymmenen prosentin pudotus kauppakohtaisessa liikevaihdossa on merkittävä ja sijoittajat ovat reagoineet muutoksiin NYSE:n markkinarakenteessa hiomalla sijoitusstrategioitaan. (Storckenmaier et al. 24–25)



Tutkimuksen tulokset osoittavat, että markkinatehokkuus on parantunut Hybrid marketin käyttöönoton myötä. Nopeus on kasvanut ja kaupankäyntikustannukset pienentyneet. Tarjousten, efektiiviset sekä realisoituneet spreadit ovat kauttaaltaan kaventuneet markkina-arvoltaan erilaisten yritysten osakkeilla. Hybrid Marketin käyttöönoton myötä sekä nopeus että kustannukset ovat parantuneet, vaikka yleisesti oletetaan, että kustannusten ja nopeuden välillä on tehtävä kompromissi. Uusi markkinamalli vaikutti nopeuden lisäksi myös kaupankäyntisääntöihin sekä -tapaan. Asiantuntijoita tarvitaan yhä vähemmän kauppohen järjestämiseen ja automaattisen toteutuksen sekä algoritmisen kaupankäynnin kehittämisen vuoksi sijoittajien ei tarvitse enää luottaa meklareihin suurissa toimeksiannoissa. Markkinatehokkuuden paraneminen nopeuden ja kustannusten suhteen viittaa siihen, että Hybrid Marketin käyttöönotto muutti eri laatuun vaikuttaviin tekijöihin. Hybrid Marketin eri vaikutukset liittyvät monimutkaisesti toisiinsa, joten on vaikeaa purkaa yksittäisiä vaikutuksia markkinatehokkuuteen. (Storckenmaier et al., 2009, 27–28)

### **3.3.2 Deutsche Börse**

Grothin tutkimusta helpotti se, että Deutsche Börsen tarjoama data erotteli algoritmien ja ihmissijoittajien tekemät kaupat. Tutkimuksesta selviää, että algoritmien tekemillä toimeksiannoilla on lyhyempi elinikä kuin ihmisten tekemillä. Täytyy kuitenkin huomioida, että elinikää mittaava muuttuja huomioi sekä toimeksiannon toteutuksen että peruutuksen, jotka vaikuttavat eri suuntiin. Voidaan esimerkiksi olettaa, että rajahintatoimeksiantojen ja parhaan osto- ja myyntitarjouksen välistä absoluuttista eroa mittaavan muuttujan perusteella voidaan odottaa, että aggressiivisemmin hinnoitellut toimeksiannot toteutetaan aiemmin, koska ne ovat tarjouskirjan yläpäässä. Samanaikaisesti vähemmän aggressiivisesti hinnoiteltujen toimeksiantojen oletetaan peruuntuvan useammin, koska ne odottavat syvemmällä tarjouskirjassa ja niiden toteutumistodennäköisyys on pienempi. Uuden informaation johdosta niitä on mahdollisesti tarpeellista päivittää. Muuttujan negatiiviset kertoimet osoittavat, että peruutusvaikutus painaa enemmän kuin toteutusvaikutus. Verrattain alhaiset toimeksiantojen toteutusprosentit (17,12 prosenttia algoritmien ja 11,78 prosenttia ihmisten jättämille toimeksiannoille) vahvistavat peruutusvaikutuksen tärkeyden. (Groth, 2009, 219)

Tuloksista kahdelle ensimmäiselle likviditeettimittarille, pure order volumelle sekä option valuelle, löytyy kaksi selvää havaintoa. Algoritmisten järjestelmien likviditeettivaikutus puhtaasti jätettyjen toimeksiantojen volyymillä mitattuna on suurempi kuin optioiden arvo –mittarin ehdottama arvo. Todennäköisin syy tälle havainnolle löytyy likviditeettivaikutuksen ajasta. Näin ollen markkinoille tarjottu vapaasti vaihdettava optio on vähemmän arvokas. Molempien tapojen tarjoamat arvot ovat huomattavasti pienempiä kuin algoritmien jättämien, ei-jälkimarkkinakelpoisten rajahintatoimeksiantojen määrän oletettu osuus. Koko näytteestä 54,2 prosenttia jätetyistä rajahintatoimeksiannoista tuli algoritmeilta. Täten 88,01 prosenttia kaikista algoritmien jättämisistä toimeksiannoista on ei-jälkimarkkinakelpoisia rajahintatoimeksiantoja. (Groth, 2009, 220)

Kolmannessa likviditeettimittarissa arvioidaan kuinka suuri osa volyymista toteutetaan passiivisia, algoritmien jättämiä rajahintatoimeksiantoja kohtaan tarkastelemalla todellisia toteutuksia. Erityisen hyödyllinen mittarin oletetaan olevan sellaisten markkinoiden arvioinnissa, joilla suurin osa likviditeetistä ei ole sitoutunutta, mutta kaupankäyntiä esiintyy paljon. Mittari perustuu siihen, että markkinat ovat sitä likvidimmät mitä suurempi on todennäköisyys löytää passiivinen vastapuoli. Passiivinen rajahintatoimeksianto odottaa tarjouskirjassa ja toteutetaan tulevan markkinahintaisen toimeksiannon tai jälkimarkkinakelpoisen rajahintatoimeksiannon vuoksi. Osuus algoritmien ollessa ei-hyökkäävä osapuoli oli verrattain suuri. Esimerkiksi 40,28 prosenttia BMW:n osakkeen toteutetusta volyymista kohdistuu passiiviin algoritmisiin järjestelmiin. (Groth, 2009, 220–221)

Vaikka kaikki kolmesta mittarista sisältävät algoritmien jättämät passiiviset, ei-jälkimarkkinakelpoiset rajahintatoimeksiannot, tulokset eroavat merkittävästi toisistaan. Tämä johtuu siitä, että algoritmiset järjestelmät eroavat merkittävästi ihmisistä eikä tätä käyttäytymistä voi ymmärtää perinteisten likviditeettimittarien avulla. Esimerkiksi option arvo –mittari epäsuorasti olettaa, että toimeksiannot, jotka näennäisesti tarjoavat likviditeettiä markkinoille ei-jälkimarkkinakelpoisilla toimeksiannoilla, ovat myös niitä, jotka lopulta toteutetaan. Mutta etenkin uudelle sijoittajajoukolle, algoritmeille, tämä ei välttä-

mättä ole totta: algoritmit jättävät rajahintatoimeksiantonsa sellaisella tavalla, että ne säilyvät tarjouskirjassa vain lyhyen ajan, mikä vaikuttaa matalaan option arvoon. Algoritmit eivät välttämättä halua paljastaa aikomuksiaan markkinoille vapaasti vaihdettavien optioiden avulla. Vastineena yllä olevalle likviditeettimääritelmälle, tämä osa likviditeetistä on sitoutunut vain lyhyeksi ajanjaksoksi. Kuitenkin toteutusten volyymin todistamana, algoritmit tarjoavat (passiivista) likviditeettiä markkinoille. Tämä likviditeetti on tilapäistä ja paljastaa itsensä vain kun sopiva kauppapuoli ilmaantuu. (Groth, 2009, 221–222)

Groth tunnisti algoritmisen kaupankäynnin ja likviditeetin vuorovaikutuksen tärkeänä tutkimusalueena, josta puuttuu vielä täsmällisiä oivalluksia ja metodologioita. Vaikka monet mittareista perustuvat erityisesti markkinauskomuksiin, johdetut tulokset tarjoavat todisteita, että algoritmisen kaupankäynti hämärtää perinteisiä määritelmiä. (Groth, 2009, 222)

Tutkimus on tietävästi ensimmäinen, joka tarjoaa päteviä johtopäätöksiä algoritmisen kaupankäynnin osuudesta likviditeettiin, koska Grothilla oli käytössään uniikki aineisto, joka mahdollisti toimeksiantojen luokittelun algoritmin tai ihmisen tekemäksi. Empiirinen analyysi osoittaa, että algoritmit käyttäytyvät merkittävän erilaisesti kuin ihmissijoittajat ottaen huomioon algoritmien toimeksiantojen peruutuskäyttäytymisen. Tutkimuksessa osoitettiin myös, että perinteisiin markkinoihin pohjautuvien likviditeettimittareiden soveltaminen ei välttämättä kuvaa algoritmisen kaupankäynnin oikeaa osuutta likviditeetistä. Koska algoritmisen kaupankäynti tulee luultavasti yleistymään Euroopassa, likviditeetin virheellinen tulkinta voi jopa lisääntyä, joten meklareiden, markkinatakaajien ja tutkijoiden tulisi huomioida tämä. Tutkimuksessa onnistuttiin näyttämään, että teknologian runsas käyttö muuttaa rahoitusmarkkinoita ja täten myös sitä kuinka niitä tulee tulkita. (Groth, 2009, 222)

### 3.3.3 Kansainväliset valuuttamarkkinat

Valuuttamarkkinoilla algoritminen kaupankäynti on tuoreempi ilmiö kuin osakemarkkinoilla, koska kahden merkittävän inter-dealerin elektroniset kaupankäyntialustat sallivat algoritmisen kaupankäynnin vasta muutama vuosi sitten. Algoritmisen kaupankäynnin kasvu on ollut nopeaa ja suurin osa valuuttamarkkinoiden transaktioista inter-dealer – markkinoilla sisältää vähintään yhden algoritmisen osapuolen. (Chaboud et al. 2009, 1)

Valuuttamarkkinoilla käytetään erilaisia algoritmeja. Osa sijoittajista etsii arbitraasimahdollisuuksia, kuten pieniä eroja kolmen valuutan vaihtokurssien välillä (triangular arbitrage), osa suurien toimeksiantojen optimaalista toteutusta mahdollisimman pienin kustannuksin ja jotkut pidemmän aikavälin kaupankäyntistrategioiden toteuttamista voittojen toivossa. Algoritmisen kaupankäynnin viimeisimmän kehityksen tuloksena jotkin algoritmit lukevat ja tulkitsevat taloudellisen tiedon julkaisuja ja tekevät toimeksiantoja ennen kuin ekonomistit ovat edes ehtineet lukea ensimmäistä riviä. (Chaboud et al. 2009, 1)

Tutkijat olettavat, että algoritmien kaupankäyntistrategiat korreloivat keskenään enemmän kuin ihmisten strategiat. Finanssikriisin alun jälkeen rahoitusalan lehdissä on ehdotettu, että koska algoritmit on suunniteltu samankaltaisesti, ne käyttäytyisivät samankaltaisesti, kun markkinoiden volatilitteetti on korkea, ja liioittelisivat markkinoiden liikkeitä. Näin saattoi tapahtua Elokuun 16. päivä vuonna 2007, kun dollari-jeni –markkinoiden volatilitteetti oli hyvin korkea. Algoritmit möivät aggressiivisesti dollareita ja ostivat jenejä kello 6–12. Tuona aikana algoritmien toteuttamat toimeksiannot korreloivat keskenään enemmän kuin ihmisten. Puolenpäivän jälkeen ihmissijoittajat kokonaisuutena alkoivat ostaa dollareita aggressiivisesti ja jenin arvostus dollaria kohtaan palautui osittain päinvastaiseksi. Tämä on yksittäinen esimerkki, mutta se johtaa kysymykseen, kuinka paljon algoritmien kaupat ja strategiat korreloivat keskenään kokonaisuutena. (Chaboud et al. 2009, 6–7)

Algoritmisten sijoittajien strategioita ei tiedetä tarkalleen, koska sijoittajien strategiat ovat luottamuksellisia. Myös EBS pitää luottamuksellisena sen, mitä tietää. Strategioita voi

kuitenkin selvittää keskustelemalla markkinaosapuolten kanssa. Noin puolet algoritmien suorittamista kaupoista tulee niin sanotusta ammattimaisten sijoittajien yhteisöstä, joka viittaa pääasiassa hedge-rahastoihin ja CTA:hin (commodity trading advisors). Osa heistä pyrkii hyödyntämään lyhytikäisiä arbitraasimahdollisuuksia, kun taas osa hyödyntää tilastollista arbitraasia. Tutkijat olettavat että vain pieni osa kaupankäyntivolyymista koostuu sellaisten algoritmien kaupoista, jotka on suunniteltu reagoimaan nopeasti uuteen tietoon. Toinen puolisko algoritmien kaupoista tulee vierasta valuuttaa välittävistä pankeista. Osa kaupoista liittyy selvästi pankkien asiakastoimintaan: suojauksen automatisointiin ja suurten toimeksiantojen kustannusten minimointiin. Suuren osuuden uskotaan liittyvän pankkien omaan algoritmiseen kaupankäyntiin, jossa hyödynnetään useita strategioita, jotka ovat samankaltaisia kuin hedge-rahastoilla ja CTA:illa. Yleisesti markkinaosapuolet uskovat, että algoritmien käyttämien strategioiden sekoitus valuutamarkkinoilla eroaa verrattuna osakemarkkinoiden vastaaviin. (Chaboud et al. 2009, 7)

Elokuun 16. päivän episodina vuonna 2007 pidettiin laajalti yhtäkkisinä yen-carry –kauppojen tuloksena, kun hedge-rahastot ja pankit kiirehtivät sulkemaan riskiset positiot ja ostamaan jeniä maksaakseen matalakorkoisia lainoja. Todisteet nostavat esiin mahdollisuuden, jossa algoritmiset sijoittajat käyttivät tuohon aikaan melko samanlaisia momentum- ja carry trade –strategioita, joka johti algoritmien jättämien toimeksiantojen korkeaan korrelaatioon ja teräviin valuuttakurssiliikkeisiin. Täytyy muistaa, että tämä on vain yksi episodi kahden vuoden otoksessa. Yen-carry –kauppojen vuoksi vastaavia episodeja on tapahtunut useita 1990-luvun lopun jälkeen, joista osa on ajalta jolloin algoritmien kaupankäynti ei ollut sallittua. (Chaboud et al. 2009, 7–8)

Jos algoritmit ja ihmiset ovat indifferenttejä sen suhteen ottavatko vai tarjoavatko he likviditeettiä minä tahansa aikana, tulisi huomata, että algoritmit ja ihmiset käyvät kauppaa keskenään samassa suhteessa heidän sen hetkisen markkinaläsnäolonsa suhteen. Jos algoritmeilla on homogeenisemmät kaupankäyntistrategiat, tulisi huomata algoritmien käyvän vähemmän kauppaa keskenään ja enemmän ihmissijoittajien kanssa. Jos kaikki tietokoneet käyttäisivät äärimmäisessä tapauksessa samaa algoritmia ja heillä olisi sama toteutusnopeus, emme huomaisi lainkaan kauppaa algoritmien välillä. Algoritmien

välillä käydyn kaupan osa kertoo kuinka korreloivia niiden strategiat ovat. (Chaboud et al. 2009, 8)

Tutkijat luokittelevat datan sen mukaan onko osapuoli ”maker”, eli jättää toimeksiannon vai ”taker”, joka toteuttaa tarjouskirjassa olevan toimeksiannon. Selvittääkseen korreloivatko algoritmien kaupankäyntistrategiat keskenään enemmän kuin ihmissijoittajien, tutkijat luovat yksinkertaisen vertailumallin neljän mahdollisen kaupan pohjalta, joissa ihmissijoittajat ja algoritmit sijoittuvat toimeksiantojen eri puolille: esimerkiksi ihmissijoittaja jättää toimeksiannon, jonka algoritmi toteuttaa tai algoritmi jättää toimeksiannon, jonka toinen algoritmi toteuttaa. Malli olettaa osapuolten yhteensovittamisen sattumanvaraiseksi ja itsenäiseksi. Tämän jälkeen osapuolet sovitetaan yhteen sattumanvaraisesti myös datan osalta, jotta todennäköisyys olisi sama kuin vertailumallilla. Kun mallien tuloksia verrataan, tulokset osoittavat, että algoritmit eivät käy keskenään kauppaa yhtä paljon kuin sattumanvarainen osapuolten yhteensovittaminen ennustaisi. Voidaan sanoa, että algoritmien strategiat eroavat toisistaan vähemmän kuin ihmissijoittajien kaupankäyntistrategiat. (Chaboud et al. 2009, 4–10)

Tämä huomio nostaa huolenaiheita algoritmisen kaupankäynnin vaikutuksista volatiliiteettiin valuuttamarkkinoilla, ottaen huomioon algoritmien yleistymisen. Osa analyytiköistä on huomauttanut, että monet algoritmiset sijoittajat voivat ottaa saman puolen markkinoilla samaan aikaan. Ei ole kuitenkaan itsestäänselvyys, että algoritmien strategioiden vahva korrelaatio johtaisi korkeampaan volatiliiteettiin tai valuuttakurssien suuriin heilahteluihin. Luultavasti korkeampaan volatiliiteettiin vaaditaan vahvasti korreloivat kaupankäyntistrategiat sekä epävakautta luovien strategioiden laajalle levinnyt käyttö. Esimerkiksi, jos monet algoritmiset sijoittajat käyttävät samankaltaisia algoritmeja, jotka hyödyntävät triangular-arbitraasia, kyseisten strategioiden vahvan korrelaation ei pitäisi vaikuttaa volatiliiteettiin paljon. Voi olla, että volatiliiteetti pienenee, koska hinnanmuodostusprosessi tehostuu. Myöskään hintavaikutuksen minimointiin keskittyvien strategioiden ei pitäisi lisätä volatiliiteettia. Jos korkea korrelaatio heijastaa suuren määrän algoritmista sijoittajista käyttävän momentum- tai carry trade –strategioita, kuten vuoden 2007 elokuun esimerkkitapauksessa, voi olla syytä huoleen. Vastaavia episodeja on ollut

useita jo ennen algoritmisen kaupankäynnin käyttöönottoa, mikä tukee sitä, että tapaukset johtuvat tiettyjen strategioiden dramaattisesta purkautumisesta riippumatta siitä toteutetaanko ne algoritmeilla vai ei. (Chaboud et al. 2009, 10)

Testatakseen algoritmisen kaupankäynnin vaikutusta volatilitettiin, tutkijat testaavat sen kausaalisuhdetta suhteessa päivittäiseen kokonaisvolyyymiin ja päivittäiseen realisoituneeseen volatilitettiin. Todisteet algoritmisen kaupankäynnin kausaaliefektistä volatilitettiin eivät ole vahvoja ja ne viittaavat pikemminkin negatiiviseen suhteeseen (algoritmisen kaupan lisääntyminen johtaisi pienempään volatilitettiin). Täten ei ole systemaattisia todisteita yleisestä mielipiteestä, jonka mukaan algoritmisen kaupankäynti lisäisi markkinoiden volatilitettia, pikemminkin päinvastoin. (Chaboud et al. 2009, 10–16)

Selvittääkseen lisääkö vai vähentääkö algoritmisen kaupankäynti likviditeettiä stressijaksojen aikana, jolloin sitä tarvitaan eniten, tutkijat vertaavat ihmissijoittajien ja algoritmien likviditeetin tarjoamista USA:n nonfarm payrollin julkistamisen aikana, jolloin volatilitetti on eksogeenisesti korkeammalla, molempien likviditeetin tarjoamiseen muina aikoina. Johdonmukaisesti muiden tutkimusten kanssa selviää, että nonfarm payrollin julkistamispäivinä tunnin volatilitetti on kolmesta kuuteen kertaan suurempi ja minuutin volatilitetti 15–30 kertaa suurempi kuin normaaleina päivinä. Volatilitetin lisäys on pienempi euron ja jenin väliselle valuuttakurssille kuin euron ja dollarin tai jenin ja dollarin kurssille. Kokonaisvolyyymia tarkastellessa ihmis-makerien volyyymi nousee julkaisuhetkellä, kun taas algoritmi-makerien volyyymi laskee. Kuvio kääntyy päinvastaiseksi, kun tarkastellaan tunnin euron ja dollarin sekä euron ja jenin välisiä valuuttakurssien volyyymeja. Algoritmit eivät tarjoa likviditeettiä yhtä paljon kuin ihmissijoittajat nonfarm payrollin julkaisuhetkellä. Algoritmit kuitenkin tarjoavat likviditeettiä suhteessa enemmän julkistuksen jälkeisenä tuntina, kun markkinavolatilitetti pysyy vielä melko korkeana. Algoritmien toiminta julkaisun ensimmäisellä minuutilla voi heijastaa sitä, että monia algoritmeista ei ole suunniteltu reagoimaan jyrkkiin, lähes erillisiin muutoksiin valuuttakurssissa, jotka usein ilmenevät tietyllä datan julkaisun hetkellä. Osa algoritmista sijoittajista voi mieluummin vetäytyä markkinoilta hieman ennen julkistusta ja jatkaa, kun riski jyrkistä kurssivaihteluista on mennyt ohi. Data kuitenkin näyttää, että algoritmiset sijoittajat

kokonaisuudessaan eivät vetäydy likviditeetin tarjoamisesta laajennetun volatilitiitin ajanjaksoina, joka seuraa tiedonjulkaisuja. (Chaboud et al., 2009, 16–18)

Tutkimuksessa selvitettiin myös missä laajuudessa ihmissijoittajat tai algoritmit edustavat informoituja sijoittajia markkinoilla VAR-viitekehityksen (Vector autoregression) avulla. Olennaista on se, kummallako on pysyvämpi vaikutus hintoihin: ihmissijoittajilla vai algoritmeilla. Kuten Hasbrouck (1991b) ehdotti, seuraavaksi tutkimuksessa käytetään impulssivastefunktioita selvittämään erilaisten toimeksiantovirtatyyppien merkitystä hintavaikutukseen. Kun käytetään hypoteettista miljardin perusvaluutan shokkia, välitön vaikutus ihmis-takeriin on suurempi kuin algoritmi-takeriin. Tämä voi johtua siitä, että osa algoritmeista on suunniteltu toteuttamaan suuria toimeksiantoja mahdollisimman pienin kustannuksin. Eroavaisuudet hintavaikutuksessa eivät ole järin suuria koko talouden mittakaavalla. Tutkimuksesta selviää myös, että tulokset ovat päinvastaisia pitkällä aikavälillä ja kolmen kuukauden alaotoksessa. (Chaboud et al., 2009, 18–22)

Hypoteettisen yhden keskihajonnan muutos näyttää, että euro-dollarin – ja dollari-jeni – markkinoilla ihmissijoittajilla on suurempi vaikutus hintoihin kuin algoritmeilla ja erot ovat suhteellisen suuria. Ero hintavaikutukseen cross-raten osalta on erittäin pieni. Näillä markkinoilla algoritmeilla on selvä etu triangular-arbitraasimahdollisuuksien huomaamisessa ja niihin reagoinnissa, joten suuri osa algoritmista kaupankäynnistä johtaa tehokkaampaan hinnanmuodostukseen. Näillä markkinoilla ihmissijoittajat ja algoritmit ovat keskimäärin yhtä informoituja. Tutkimuksessa huomattiin, että ihmissijoittajien toimeksiantovirta selittää noin 30 ja algoritmien vain neljä prosenttia kokonaisvarianssista. Tämä selittyy sillä, että ihmissijoittajien kokonaisuus kokonaisvolyymista on noin 75 prosenttia koko otoksen ajalta ja noin 65 prosenttia kolmen kuukauden alaotoksen ajalta. Syvemmässä tarkastelussa selviää kuitenkin, että algoritmien vaikutus varianssiin on suhteellisesti pienempi kuin niiden volyymista voisi päätellä. (Chaboud et al., 2009, 22–23)

Kun selvitetään ovatko likviditeetin tarjoajat informoituja, ei ole selvää kaavaa mikä toimeksiantovirta vaikuttaa hintoihin eniten. Kun algoritmi on toimeksiannon jättäjä, esiintyy



miljardin perusvaluutan shokin aikana johdonmukaisesti suurta lyhyen aikavälin yli-reagointia ja lyhyen aikavälin vastaus on aina suurempi kuin pitkällä aikavälillä. Kun kaupan molemmat osapuolet ovat ihmisiä, esiintyy alireagointia. Tämä osoittaa, että algoritmit tarjoavat likviditeettiä, kun todennäköisyys, että kaupan toinen osapuoli on informoitu, on pieni. Yhden keskihajonnan shokin tulos osoittaa, että ihmissijoittajilla on suurempi vaikutus hintaan, kun toinenkin osapuoli on ihminen eikä algoritmi ja algoritmeilla on pienempi vaikutus hintaan, kun toinen osapuoli on algoritmi eikä ihminen. Tulokinta on, että algoritmit tarjoavat likviditeettiä strategisemmin kuin ihmissijoittajat, jotta vastapuoli ei voisi vaikuttaa hintoihin niin paljon. Kun kaupan molemmat osapuolet ovat ihmisiä, niiden toimeksiantovirta muodostaa hallitsevan osan varianssista euro-dollarin – ja dollari-jeni –markkinoilla. Toimeksiantovirta, joka syntyy kun molemmat osapuolet ovat algoritmeja, muodostaa yllättävän pienen osan varianssista, kun huomioidaan suuri osuus kokonaisvolyyymista. Euro-jeni –markkinoilla suurin osa varianssista syntyy, kun ihmissijoittaja on ”maker” ja algoritmi ”taker”, mikä vahvistaa oletusta siitä, että algoritmit pystyvät hyödyntämään tehokkaasti triangular-arbitraasin mahdollisuuksia markkinoilla. Pitkällä aikavälillä on selvää, että kun kaupan molemmat osapuolet ovat algoritmeja, vaikutus varianssiin on suhteettoman pieni, kun taas molempien osapuolten ollessa ihmisiä, vaikutus on suhteettoman suuri. (Chaboud et al., 2009, 24–25)

Tutkimus ei vahvista laajalle levinneitä huolenaiheita algoritmisen kaupankäynnin vaikutuksista rahoitusmarkkinoiden toimintaan. Analyysistä selviää, että pääasiallisesti algoritmien rakenne ja se mihin ne on suunniteltu, määrittävät sen vaikutuksen markkinoihin. Kansainvälisillä inter-dealer –markkinoilla algoritmien määrän nopea lisääntyminen ei ole tullut heikentyneen markkinatehokkuuden kustannuksella. Algoritmisen kaupankäynnin huomattiin vähentäneen volatilitteettia hieman ja ne tarjoavat likviditeettiä myös stressisillä markkinoilla. Algoritmien jättämät toimeksiannot eivät kuitenkaan vaikuta hintoihin niin paljon kuin ihmissijoittajien toimeksiannot, koska algoritmien rajahintatoimeksiannot on jätetty ihmissijoittajia strategisemmin. On oletettavaa, että algoritmien kasvava saatavuus johtaa siihen, että niiden käyttö rahoitusmarkkinoilla tulee edelleenkin lisääntymään. Tutkimus tarjoaa toivoa siitä, että määrän kasvulla ei ole negatiivista vaikutusta kansainvälisiin rahoitusmarkkinoihin. (Chaboud et al., 2009, 26–27)

## 4. JOHTOPÄÄTÖKSET

Algoritmisen kaupankäynnin vaikutuksia markkinatehokkuuteen selvitettiin neljän aieman tutkimuksen avulla. Kaksi niistä huomioi muutoksia New York Stock Exchangessa 2000-luvulla, yksi vaikutuksia Deutsche Börsessä ja yksi kansainvälisillä inter-dealer –valuuttamarkkinoilla. Markkinatehokkuutta mitattiin yleisimmin likviditeetin avulla, mutta myös volatiliteettiin ja hinnanmuodostukseen kiinnitettiin huomiota.

Monilla on ennako-oletus, että algoritmisen kaupankäynnin vaikutukset ovat kauttaaltaan negatiivisia esimerkkien, kuten toukokuun 5. päivän “Flash Crash” vuonna 2010 Yhdysvaltojen pörseissä ja elokuun 17. päivän episodi vuonna 2007 kansainvälisillä valuuttamarkkinoilla, perusteella. Molemmissa esimerkeissä algoritmit olivat vahvasti osallisia suuriin kurssivaihteluihin lyhyen ajan sisällä. On kuitenkin huomioitava, että vastaavia tapauksia on ilmennyt markkinoilla ennen algoritmisen kaupankäynnin yleistymistä.

Huomioitavaa on, että algoritmisen kaupankäyntijärjestelmän toimintatavalla on merkitystä sen vaikutuksessa markkinatehokkuuteen. Arvopaperi- ja valuuttamarkkinoilla algoritmisten kaupankäyntijärjestelmien käyttämissä strategioissa on eroa. Myös erilaiset sijoittajat käyttävät erilaisia strategioita.

Tutkimukset New York Stock Exchangesta ja Deutsche Börsestä osoittavat, että algoritmien osallistuminen markkinoille parantaa likviditeettiä. Deutsche Börseen liittyvässä tutkimuksessa huomioitiin, että perinteisten likviditeettimittarien käyttö ei välttämättä kuvaa algoritmien oikeaa osuutta likviditeetistä. Algoritmisen kaupankäynnin vaikutuksia NYSE:ssä tutkineissa artikkeleissa likviditeettimittarit olivat erilaisia ja johtopäätökset puolsivat selvästi vaikutusten olevan markkinoille positiivisia. Valuuttamarkkinoihin keskittyneessä tutkimuksessa tutkittiin tarjoavatko algoritmiset sijoittajat likviditeettiä myös markkinastressin aikana. Algoritmien käyttäytyminen oli tuollaisessa tilanteessa erilaista kuin ihmissijoittajilla, mutta tulokset osoittivat, että algoritmit eivät vetäydy markkinoilta.

New York Stock Exchangea ja Deutsche Börseä tutkivissa artikkeleissa ei selvitetty algoritmisen kaupankäynnin vaikutuksia volatiliteettiin, vaan sitä käytettiin kontrollimuuttujana muita vaikutuksia testattaessa. Valuuttamarkkinoita käsittelevässä tutkimuksessa algoritmisella kaupankäynnin huomattiin vaikuttavan volatiliteettiin sitä vähentävästi, mutta muutos ei ollut määrällisesti merkittävä.

New York Stock Exchangea käsittelevissä tutkimuksissa huomattiin, että hinnanmuodostus parani algoritmisen kaupankäynnin lisääntymisen myötä. Hinnat eivät kehittyneet enää niin paljon toteutuneiden kauppojen kautta vaan informaatio päivittyi hintoihin paremmin jätettyjen toimeksiantojen perusteella. Deutsche Börseen liittyvässä tutkimuksessa ei varsinaisesti käsitelty hinnanmuodostusta, mutta siinä huomattiin, että algoritmien jättämät rajahintatoimeksiannot ovat huomattavasti lyhytaikaisempia kuin ihmissijoittajien vastaavat. Algoritmien toiminnassa valuuttamarkkinoilla on huomionarvoista se, että ihmissijoittajien kaupoilla on hintoihin huomattavasti suurempi vaikutus kuin algoritmien kaupoilla, koska algoritmien jättävät rajahintatoimeksiantonsa huomattavasti strategisemmin. Lisäksi New York Stock Exchangea käsittelevissä tutkimuksissa huomattiin, että kaupankäyntikustannukset ovat pienentyneet.

Algoritmisen kaupankäynnin aiheuttamia negatiivisia vaikutuksia ei juurikaan huomattu. Markkinoiden syvyys on pienentynyt algoritmisen kaupankäynnin seurauksena. Suurimmalle osalle sijoittajista parantunut likviditeetti ja pienentyneet kaupankäyntikustannukset kompensoivat syvyyden pienentymisen. Haittaa tästä koituu suursijoittajille, sillä suurten toimeksiantojen toteuttaminen ilman merkittäviä kustannuksia on vaikeampaa.

Kokonaisuutena algoritmisen kaupankäynnin voidaan sanoa parantaneen markkinatehokkuutta. Algoritmisen kaupankäynnin määrä tulee oletettavasti lähivuosina lisääntymään entisestään teknologian halpenemisen vuoksi. Tulokset luovat uskoa sille, että algoritmisen kaupankäynti ei vaikuta rahoitusmarkkinoihin negatiivisesti tulevaisuudessa. Arvopaperikaupan säädöksistä päättävillä tahoilla muutos tuottaa tulevaisuudessa lisätyötä.

Rahoitusmarkkinat ovat mullistuneet viime vuosina algoritmisen kaupankäynnin lisääntymisen vuoksi, mikä on aiheuttanut sen, että markkinoiden analysointi perinteisin metodein on hankalampaa. Muutokset liittyvät toisiinsa monimutkaisesti, joten yksittäisten syiden selvittäminen on hankalaa. Luotettavien tutkimusten tekoa tulevaisuudessa edesauttaisi data, josta algoritmien tekemät kaupat ja toimeksiannot olisivat yksiselitteisesti saatavilla.

Tulevaisuuden tutkimuksen tehtäväksi jää selvittää tarkemmin yksittäisten tekijöiden merkitystä markkinatehokkuuteen. Kaikkien käsiteltyjen tutkimusten käyttämä aineisto on peräisin ajalta ennen finanssikriisiä eikä vielä ole tarkkaa tietoa kuinka algoritmit käyttäytyvät finanssikriisin aikana tai laskevilla markkinoilla ja tätä kautta nykyiseen markkinatehokkuuteen, koska algoritmien käymä kauppa kattaa nykyään merkittävän osuuden kokonaisvolyymista. Käytössä olevat algoritmiset kaupankäyntijärjestelmät ovat tarkkaan varjeltuja salaisuuksia eikä niiden käyttämistä strategioista ole varmaa tietoa. Eri-laisten algoritmien vaikutusta markkinatehokkuuteen on tässä vaiheessa äärimmäisen vaikea tutkia ja se jää selvitettäväksi tulevaisuudessa.

# LÄHTEET

## Kirjat:

Aldridge, I. (2010) High-Frequency Trading: A Practical Guide to Algorithmic Strategies and Trading Systems. *John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2010.*

Knüpfer, S. & Puttonen, V. (2004) Moderni rahoitus. 4. painos, *WSOY, Helsinki, 2004.*

## Artikkelit:

Brogaard, J. (2010) High Frequency Trading and Its Impact on Market Quality. *Working Paper, November 22, 2010.*

Chaboud, A., Chiquoine, B. & Vega, C. (2009) Rise of the Machines: Algorithmic Trading in the Foreign Exchange Market. *International Finance Discussion Papers, Number 980, October 2009.*

Coulstock, R. (2007) Transaction cost analysis – why VWAP doesn't work. *Asiamoney, March 2007, Vol. 18, 4-5.*

D'Hondt, C. & Giraud, J. (2006) Cash equity transaction cost analysis: State of the art... and beyond. *Journal of Asset Management, Vol. 7, ¾, 13<sup>th</sup> March 2006, 216-241.*

Gregg, P. (1996) Statistics Corner: Nonfarm Payroll Employment Data: Benchmark Revisions and Improvements in Methodology. *Business Economics, October 1996, 31, 4, 57-61.*

Groth, S. (2009) Algorithmic Trading Engines and Liquidity Contribution: The Blurring of "Traditional" Definitions. *IFIP International Federation for Information Processing, 2009.*

Gsell, M. (2006) Is Algorithmic Trading distinctively different? Assessing its behaviour in comparison to informed, momentum and noise traders. *Discussion Paper 15/2006, Published in "Proceedings of the International Conference on Business & Finance 2006, Hyderabad, India".*

Hasbrouck, J. & Saar, G. (2010) Low-Latency Trading. *Working Paper, November 15, 2010.*

Hasbrouck, J. (1991a) Measuring the information content of stock trades. *Journal of Finance* 46, 179–207.

Hasbrouck, J. (1991b) The summary informativeness of stock trades: An econometric analysis. *Review of Financial Studies* 4, 571–595.

Hendershott, T., Jones, C. & Menkveld, A. (2011) Does Algorithmic Trading Improve Liquidity? *The Journal of Finance*, vol. 66, no. 1, February 2011.

Hendershott, T. & Riordan, R. (2011) Algorithmic Trading and Information. *NET Institute Working Paper No. 09-08*.

Kunzelmann, M. & Mäkiö, J. (2006) Innovative order types as success factors in stock exchange competition. *Springer-Verlag, 2006, Published online*.

Lepone, A. & Yang, J. (2011) The Impact of a Pro-Rata Algorithm on Liquidity: Evidence from the NYSE. *The Journal of Futures Markets*, Vol. 00, No. 00, 1–23 (2011)

Lewellen, J. & Shanken, J. (2002) Learning, Asset-Pricing Tests and Market Efficiency. *The Journal of Finance*, vol.571, no. 3, June 2002.

Maghyereh, A. (2005) Electronic Trading and Market Efficiency in an Emerging Market. *Emerging Markets Finance and Trade*, vol. 41, no. 4, July–August 2005, 5–19

Montana, G., Triantafyllopoulos, K. & Tsagaris, T. (2008) Data stream mining for market-neutral algorithmic trading. *SAC' 08 March 16–20, 2008, Fortaleza, Ceará, Brazil*.

Mudchanatongsuk, S., Primbs, J. & Wong, W. (2008) Optimal Pairs Trading: A Stochastic Control Approach. *2008 American Control Conference, Westin Seattle Hotel, Seattle, Washington, USA, June 11–13, 2008*.

O'Hara, M. (2007) Optimal Microstructures. *European Financial Management*, vol. 13, no. 5, 2007, 825–832.

Smith, R. (2010) Is high-frequency trading inducing changes in market microstructure and dynamics? *Working Paper, June 28, 2010*.

Storckenmaier, A. & Riordan, R. (2009) The Effect of Automated Trading on Market Quality: Evidence from the New York Stock Exchange. *Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2009, FinanceCom 2008, LNBIP 23, 11–30*.

Thomaidis, N., Kondakis, N. & Dounias, G. (2006) An Intelligent Statistical Arbitrage Trading System. *Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2006, LNAI 3955, 596–599*.

Vogler, K. (1996) Risk allocation and inter-dealer trading. *European Economic Review* 31 (1997), 1615–1634.

Wang, F., Dong, K. & Deng, X. (2009) Algorithmic Trading System: Design and Applications. *Frontiers of Computer Science in China*, 2009, 3(2), 235–246.

Weber, B. (2008) Technology for Trading: What Works and What Fails. *Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2008, FinanceCom 2007, LNBIP 4, 2008, 181–189.*

## **Verkkajulkaisut:**

NASDAQ OMX Helsinki Oy (2011) Arvopaperien kaupankäytissäännöt, NASDAQ OMX Nordic-säännöt, Versio 1.5 [verkkodokumentti]. [Viitattu 18.12.2011]. Saatavilla: [http://nasdaqomx.com/digitalAssets/74/74885\\_nasdaq\\_omx\\_helsinki\\_arvopaperien\\_kaupankayntisaannot\\_nmr\\_1\\_5\\_voimaan\\_20\\_6\\_2011.pdf](http://nasdaqomx.com/digitalAssets/74/74885_nasdaq_omx_helsinki_arvopaperien_kaupankayntisaannot_nmr_1_5_voimaan_20_6_2011.pdf)