

TALLINNA TEHNIKAÜLIKOOL
Majandusteaduskond
Rahanduse ja majandusteooria instituut
Rahanduse ja panganduse õppetool

Taavi Kalvik
SEOSSED AKTSIATURGUDE JA GOOGLE'I OTSINGUTE VAHEL
Magistritöö

Juhendaja: dotsent Ako Sauga

Tallinn 2015

Olen koostanud töö iseseisvalt.

Töö koostamisel kasutatud teiste autorite kõikidele töödele, olulistele seisukohtadele ja andmetele on viidatud.

Üliõpilase kood: 152378TARM

Üliõpilase e-posti aadress: kalvik@lejalgenes.ee

Juhendaja dotsent Ako Sauga arvamus:

Töö vastab uurimistööle esitatud nõuetele

.....

(allkiri, kuupäev)

Kaitsmiskomisjoni esimees:

Lubatud kaitsmisele

.....

(ametikoht, nimi, allkiri, kuupäev)

SISUKORD

ABSTRAKT	5
SISSEJUHATUS	6
1 EFEKTIIVSED TURUD	8
1.1 Finantsturud ja finantsinstitutsioonid.....	8
1.2 Dow Jonesi tööstuskeskmine	10
1.3 Ajalugu ja varasem käsitus	10
1.4 Käitumuslik rahandus	13
1.5 Karjaefekt.....	16
1.6 Mürakauplejad	18
2 ANDMEALLIKATE ANALÜÜS.....	20
2.1 Otsingumootorid	21
2.2 Facebook.....	24
2.3 Twitter.....	26
2.4 Finantsuudiste mõju aktsiaturule	28
2.5 Google Trends.....	30
2.6 Informatsiooni moondumine tarneahela näitel	32
2.7 Piitsaefekt tarneahelas.....	32
2.8 Wikipedia, Stack Overflow, Epinions	35
2.8.1 Sarnasus ja staatus	36
2.9 Automatiseeritud kauplemine	36
3 KAUPLEMISMUDELI KOOSTAMINE	40

3.1	Hüpoteesi püstitamine.....	40
3.2	Andmete kirjeldus ja analüüs.....	40
3.3	Kauplemisstrateegia koostamine	42
3.3.1	Kauplemisstrateegia arvutusloogika selgitus.....	43
3.3.2	Otsustamise loogika.....	43
3.3.3	Osta-hoia strateegia ning juhusliku strateegia loogika	45
3.4	Tulemused.....	46
3.5	Järeldused.....	52
	KOKKUVÕTE	55
	SUMMARY	58
	VIIDATUD ALLIKAD	61
	LISAD	65
	Lisa 1. Trendi hinnangute osakaal valimist	66
	Lisa 2. Pooleaastased tulumäärad	68
	Lisa 3: Korrelatsioonid ΔT ja viitega osta-hoia strateegia vahel.....	69
	Lisa 4: Regressioonmudeli tulemused.....	70
	Lisa 5. Hüpoteesi testide tulemused tulumäärade võrdlemisel juhusliku ja osta-hoia kauplemisstrateegiaga perioodil 2004-2014.....	71
	Lisa 6: Hüpoteesi testide tulemused tulumäärade võrdlemisel osta-hoia ja juhusliku kauplemisstrateegiaga perioodil 2014	74
	Lisa 7: DJIA indeksi ja mahu regressioonanalüüs 2004-2014	77
	Lisa 8: DJIA indeksi tehingute mahu ja Google' trendide regressioonanalüüs 2004-2014 ..	78

ABSTRAKT

Turgude uurimine on valdkond, mis huvitab nii investoreid kui ka teadlasi. Iga kriis tõestab, et arenguruumi on. Kuna arenev tehnoloogia meie ümber mõjutab kõiki valdkondi, siis kerkivad esile uued vaatenurgad juba vanade probleemide uurimiseks. Eriti oluliseks muutuseks viimaste aastate jooksul on andmemahu kasv, mida inimesed vabatahtlikult enda emotsioonide ja vaadete kohta läbi sotsiaalmeedia ning internetiotsingute tekitavad. Need andmed tekitavad uusi analüüsi võimalusi. Käesolevas töös uuriti erinevaid tehnoloogiast tingitud võimaluste kasutamist aktsiaturgude prognoosimiseks. Uuriti, kas otsingusõnade ning sotsiaalmeedia abil on võimalik prognoosida aktsiaturgude käitumist. Töös analüüsiti erinevaid katseid, mis selles valdkonnas on teostatud ning koostatud kauplemisstrateegia seletamaks seoseid aktsiaturgude ja Google'i otsingute vahe. Töös esitati hüpotees, et Google'i trendidel põhineval kauplemismeetodil on võimalik tulu teenida. Aluseks kasutati T. Preisi tööd (Preis T. M. S., 2013). Teine hüpotees oli, et turud on efektiivsed ning turg on korrigeerinud selle võimaluse olematuks. Töös koostatud kauplemisstrateegiat kasutades ei suudetud jäljendada T. Preisi arvutusi. Kuid modifitseeritud strateegia tulemused üllatasid suurema töötlusega kui Preisi poolt pakutud strateegia. Uurimuse tulemus kinnitas, et Google'i trendid võivad selgitada aktsiaturu käitumist ning otsingumootoris tehtud otsingud võivad prognoosida aktsiaturu suunda.

Võtmesõnad: Google Trends, Turu prognoosimine, Efektiivsed turud, Kauplemisstrateegia

SISSEJUHATUS

Turgude eesmärk on jaotada ressursse sinna kus neid parajasti vaja on. (Fama, 2012). Alati on olemas turuosalisi, kellel on ideid, aga puudub ressurss nende teostamiseks ning alati on osalisi, kellel on ressurss, mida soovitakse rakendada. Finantsturu olemasolu lubab investeringuid paremini ajastada ning investeerida siis, kui vaja ja mitte siis, kui säästud lubavad (Roos A., 2012).

Turgude uurimine pakub huvi nii investoritele kui teadlastele. Iga järgneva majanduskriisiga ilmneb, et veel on arenguruumi. Robert Shiller tsiteeris tuntud ökonomisti ja endise USA föderaalreservi juhi Alan Greenspan'i ütlust 2008.a. võlakriisi järel: "Kogu moderne riskijuhtimise ideoloogia on kokku varisenud". Ta tsiteeris ka endise Austraalia peaministri, Kevin Rudd'i, ütlust kriisi kohta: "Aeg-ajalt inimkonna ajaloos toimub seismiliselt olulisi sündmusi, mis märgivad pöördepunkte, kus vanad uskumused asenduvad uutega" (Understanding the Financial Crisis, 2009).

Arenev tehnoloogia pakub uusi võimalusi uurimaks juba tuttavaid probleeme. Interneti kasutajatena loome iga päev hulgaliselt andmeid mille põhjal on võimalik analüüsida igat tahku meie käitumises. Sealhulgas ka meie mõtteid, mis väljenduvad päringutena otsingumootorites või Tweet'idena sotsiaalmeedias.

Töös keskenduti aktsiaturgude uurimisele ning püstitati järgnevad uurimusküsimused:

- 1) milliseid uusi lahendusi on katsetatud aktsiaturgude prognoosimisel ja kas turud on efektiivsed;
- 2) milliseid võimalusi pakuvad uurimiseks otsingumootorid ja sotsiaalmeedia;
- 3) milliseid seoseid esineb aktsiaturu ja otsingumootorite kogutud andmete vahel.

Töö eesmärgiks on uurida Google'i trendide ja aktsiaturgude vahelist seost läbi kauplemismudeli. Varasemas töös toodud strateegia selgitab seoseid turu ja otsingumootorite trendide vahel läbi mudelite, mis toodavad märkimisväärselt suuremat kasumit kui turg. Hüpoteesiks on, et efektiivse turu teooria kohaselt katset korrales hilisemal perioodil ei tohiks

udel toota kasumit. Töös testitakse, kas varasem T. Preis'i poolt pakutud strateegia toodab jätkuvalt kasumit. Kui ei, on turud efektiivsed.

Leidmaks vastuseid küsimustele, uuriti teadusartiklitest, milliseid katseid eelmainitud valdkondades on tehtud varem ning millised uurimusi on tehtud lähiminevikus.

Töö esimese osas antakse ülevaade varasemale rahanduse käsitlemisele, sealhulgas efektiivse turu teooriale ja käitumuslikule rahandusele.

Teises osas uuritakse sotsiaalmeedia ja otsingumootorite pakutavaid võimalusi turuosaliste käitumise selgitamiseks.

Kolmandas osas koostatakse kauplemisstrateegia seletamiseks seoseid aktsiaturgude ja Google'i otsingute vahel.

1 EFEKTIIVSED TURUD

Turud on efektiivsed, kui hinnad sisaldavad kogu informatsiooni (Fama, 1970), ehk hind jääks muutumata, kui info jagataks kõigile turuosalistele.

Efektiivse turu hüpotees väidab, et turud on efektiivsed.

1.1 Finantsturud ja finantsinstitutsioonid

Institutsioonid on ühiskonnas toimivad korraldused, tavad, asutused, mille hulgas eristub selgelt kaks põhitüüpi: turud ja firmad (asutused, muud organisatsioonid). Finantsinstitutsioonid jagunevad omakorda: finantsasutusteks ja finantsturgudeks. Finantsturuks nimetatakse turgu, kus saavad kokku finantsinstrumendi nõudlikkus ja pakkumine. Alati on inimesi, kellel on raha üle ja kel on seda puudu. Neid vahendab finantsturg.

Finantsturu funktsioonid on järgmised:

- finantskapitali võimaldamine defitsiidis olevatele subjektidele (kõige tähtsam funktsioon)
- säästude käibes hoidmine
- finantskapitali õige (objektiivse) hinna määramine
- riski hajutamine turuosaliste vahel
- turuosaliste kindlustamine nii riist- kui tarkvaraga
- likviidsuse tagamine finantsinstrumentidele
- tehingukulude (vastaspoole leidmise ja informatsiooni töötlemise kulude) vähendamine
- paindlikkuse võimaldamine (annab investorile võimaluse valida erisuguste tähtaegade vahel).

Finantsturge võib jaotada mitmeti:

Instrumentide tähtaegade, elutsükli ja liikide järgi.

Instrumentide tähtaegade järgi :

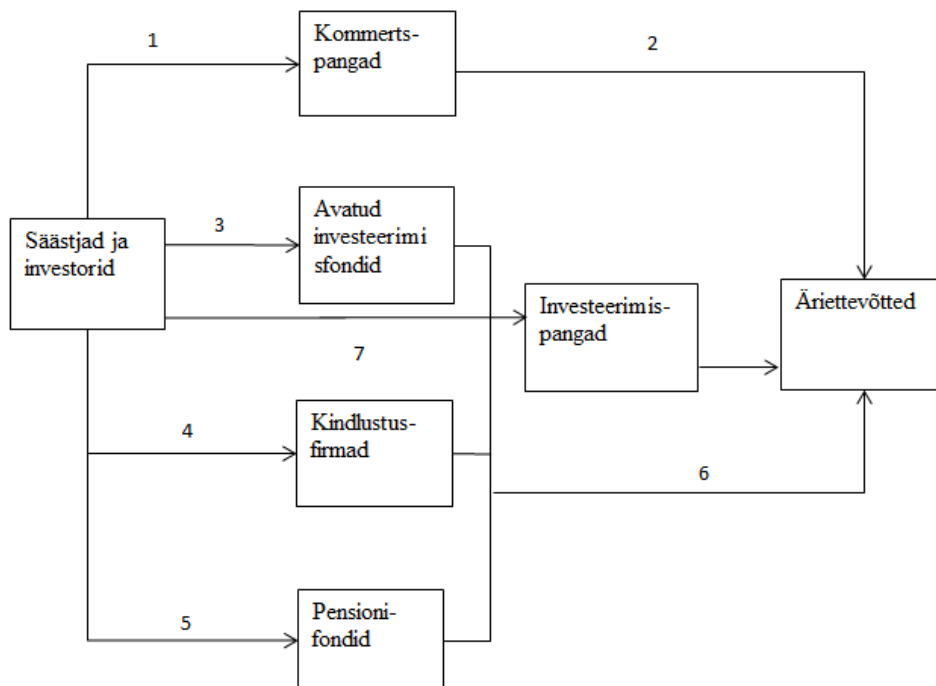
- Rahaturg – lühiajaliste, kuni üheaastaste;

- kapitaliturg – pikemaajaliste instrumentide turg.

Finantsinstrumendi elutsükli järgi:

- esmaturg (väärtpaperite esmane emissioon);
 - järelturg (kauplemine juba väljastatud väärtpaperitega).
- finantsinstrumendi liikide järgi:
- võlainstrumentide turg;
 - omandiväärtpaperite turg;
 - valuutaturg;
 - tuletisväärtpaperite turg.

Finantsturu komponentide omavaheline seos on ära toodud joonisel 1.



Joonis 1. Finantsturu põhiskeem (Kõomägi, 2006)

Selgitused:

- 1 - teevad deposiite
- 2 - annavad laene ja ostavad võlakirju
- 3 - ostavad aktsiaid
- 4 - maksavad preemiaid
- 5 - teevad pensionimakseid
- 6 - ostavad võlakirju ja aktsiaid
- 7 - ostavad igasuguseid väärtpapereid

1.2 Dow Jonesi tööstuskeskmine

Dow Jones Industrial Average ehk Dow Jonesi tööstuskeskmine on aktsiaturu indeks, mida esimest korda arvatati 26.05.1896 ning mille lõi Wall Street Journal'i toimetaja ning Dow Jones Company kaasasutaja Charles Dow. See on üks kõige olulisemaid Dow Average indekseid, mis näitab, kuidas 30 suurt USA avalikult kaubeldavat ettevõtet on aktsiaturul ühe kauplemisperioodi vältel kaubelnud. Tegemist on USA vanuselt teise turuindeksiga. Indeksit avaldatakse ajalehes The Wall Street Journal.

Sõna tööstuslik on indeksi nimes pigem ajalooline igand, sest 30st ettevõttest paljudel ei ole traditsioonilise rasketööstusega mingit seost. Dow väärtus ei ole arvutuse aluseks olevate hindade keskmine, vaid aluseks olevate hindade summa, mis on jagatud jagajaga, mis muutub alati, kui vähemalt ühel 30st ettevõttest toimub aktsia emissioon või makstakse dividende. Jagaja muutmine on vajalik, et hoida indeksil stabiilset väärtust. Kuigi Dow koostati, et mõõta USA tööstussektori majandustulemusi, mõjutavad indeksi tulemust mitte ainult majandusaruanded, vaid ka kodumaised ning rahvusvahelised sündmused nagu sõda, terrorism ja looduskatastroofid, mis võivad põhjustada majanduslikku kahju. Indeksit kasutatakse ka erinevates hindamismudelites.

1.3 Ajalugu ja varasem käsitlus

Juba 16. saj. itaalia matemaatik Girolamo Cardano kirjutas oma raamatus „*The Book of Games and Chance*“, et hasartmängude põhiliseks aluseks on võrdsed võimalused. Kui üks osalistest väljub nendest piiridest, on mäng ebaõiglane. Kui ebaõiglane võimalus on vastase kasuks, oled kaotaja.

1828.a. uuris šoti botaanik Robert Brown mikroskoobi all vees hõljuvate õietolmuosakeste kaootilist liikumist. See võis olla esmane kirjalik märge juhusliku ekslemise kohta. Pisut hiljem 1863.a. täheldas prantslasest börsimaakler, et mida kauem väärtpaberit hoida, siis seda rohkem võib võita või kaotada hinnakõikumiselt ja hinna muutumine on võrdeline aja ruutjuurega. Mõistet juhuslik ekslemine kasutas oma kirjutistes juba 1880.a. ka

briti füüsik Lord Rayleigh, kes teostas uuringuid helivibratsiooni ja heli levimise valdkonnas. 1888.a. oli briti loogikul ja filosoofil John Venn'il oli selge ettekujutus mõistetest „juhuslik ekslemine“ ja „Brown'i liikumine“. Aasta hiljem 1889.a. mainis George Gibson efektiivseid turge oma raamatus „*The Stock Markets of London, Paris and New York*“. Gibson kirjutas, et kui aktsiatega kaubeldakse avatud turul, siis nende hinda võib pidada turu parimaks hinnanguks. Järgmisel aastal kirjutas Alfred Marshall raamatu „*Principles of Economics*“.

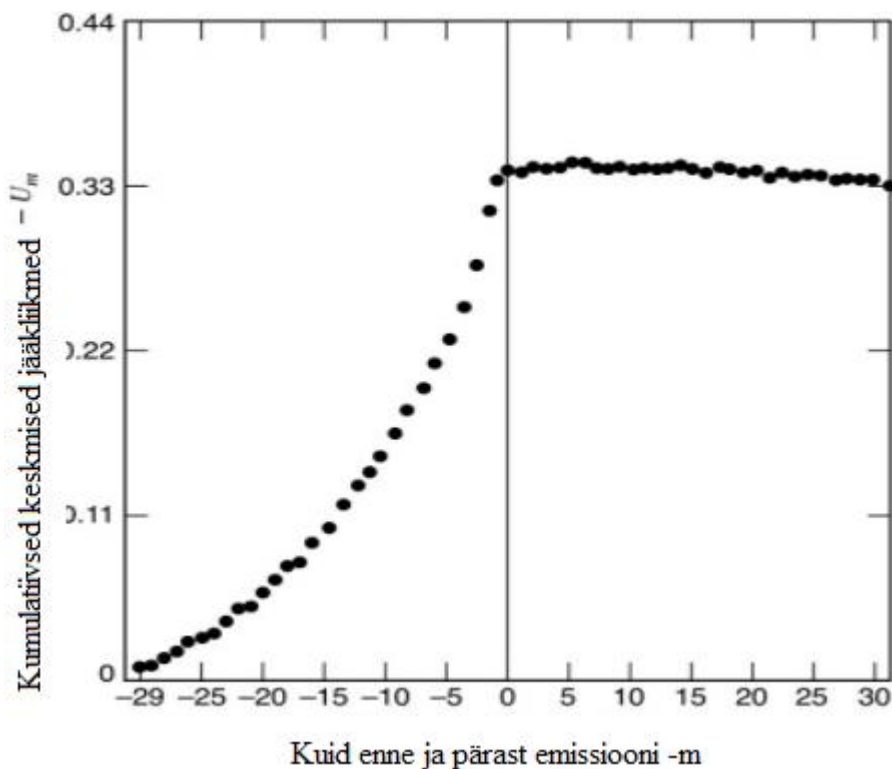
Efektiivse turu temaatikat käsitles ka 1900. a prantsuse matemaatiku L. Bachelier'i doktoritöö „*Théorie de la spéculation*“, milles ta seostas Brown'i liikumise aktsiaturgude fluktuatsioonidega. Ta tegi seda viis aastat varem, kui Einstein. 1905.a. töötas välja Brown'i liikumise matemaatilise lahendi. Bachelier järeldas, et spekulandi matemaatiline oodatav tulumäär on null. Ta jõudis selleni 65 aastat enne Samuelson'i (1965) efektiivse turu ja martingale süsteemi käsitlust. Bachelier'i töö oli oma ajast ees ja ei leidnud tunnustamist enne, kuni see taasavastati J. Savage poolt 1955.a. 5 aastat hiljem kasutas Kuningliku akadeemia professor ja teadlane, Karl Pearson, terminit „juhuslik ekslemine“ ajakirjas Nature avaldatud kirjas. Olles mitteteadlik Brown'i tööst, koostas Einstein 1905.a. Browni liikumise võrrandi. Järgneval, 1906.a. kirjeldas poola teadlane Marian Smoluchowski Brown'i liikumist. Bachelier'i argumente finantstehingute kohta võib leida ka Andre Barriol'i raamatust. Samal aastal avaldas De Montessus raamatu tõenäosusest ja selle rakendamisest, mis sisaldab ka peatükki rahandusest viidates Bachelier'i doktoritööle ning P. Langevin töötab välja Browni osakeste juhuslikul liikumisel põhineva stohhastilise diferentsiaalvõrrandi. (Sewell, 2011).

Tänapäeni on akadeemikud lõhestunud kahe vastandliku tõekspidamise vahel: efektiivse turu hüpotees versus käitumuslik rahandus. Mõlema poole õpetlased kinnitavad kahe suuna olemasolu.

Efektiivset turgu on defineeritud kui turgu, mille hinnad on alati kättesaadava informatsiooni peegeldused. Eristatakse efektiivsete turgude tüüpe, mis põhinevad kolmel kättesaadava info liigil. Nendeks on: nõrga vormiga efektiivne turg (põhineb ajalooliste hindade informatsioonil), pooltugeva vormiga efektiivne turg (põhineb avalikult kättesaadaval informatsioonil), tugeva vormiga efektiivne turg (põhineb nii avalikul kui ka privaatsel informatsioonil). Efektiivse turu pooldajad leiavad ühelt poolt, et finantsturud on võimelised koondama kokku kõikide investorite info, mille tagajärjel tekibki efektiivne turg. Kui ilmneks, et aktsia hind on ajaloolisest hinnast tulenevalt liiga kõrge, siis ratsionaalsed

investorid hakkaks pakkuma madalamat hinda ning tooksid aktsia hinna alla (Verheyden, 2013).

Üheks olulisimaks tööks efektiivse turu hüpoteesi uurimisel peetakse 1969.a. avaldatud „Adjustment of stock prices to new information“ (Fama E. F., 1969). Töös uurisid Fama ja kaaslased, kas tulumäärades toimub ebatavalisi muutusi enne ja pärast emiteerimist ning kas neid muutusi saab siduda emissiooni endaga. Uuriti, kuidas muutuvad regressioonmudeli jääkliikmed (Joonis 2). Regressioonmudeli komponentideks olid logaritmitud turu tulumäärad ja väärtpaberi tulumäärad. Jääkliikmed kirjeldasid, kui palju rohkem või vähem muutusid tulumäärad turu suhtes.



Joonis 2. Hindade reaktsioon emissioonile (Fama E. F., 1969)

Toodi välja, et enne aktsiate emiteerimist kasvasid tulumäärad turu suhtes oluliselt. Tulumäärad hakkasid kasvama enne, kui said avalikuks emiteerimise kavatsused. Ootused suurenevatele tuludele ja dividendidele tulevikus ilmsid juba enne, kui oli teada aktsiaemissiooni kavatsused. Fama leidis vaatluse tulemusena, et 71,5% aktsiaid emiteerinud ettevõtete dividendide kasv oli suurem NYSE (*New York Stock Exchange*) keskmisest.

Selgituseks pakutakse, et kui avaldub informatsioon emissiooni kohta, arvestab turg, et tulevikus dividendide suurenemise tõenäosus kasvab. Fama viitab ka Lintneri (Lintner, 1956)

tööle, mis väidab, et kui dividende ei vähendada, annab see signaali turule, et ettevõtte juhtkond on kindel tulevaste perioodide tuludes ning suudab jätkata dividendide maksmist kõrgemal tasemel. Kui turg nõustub sellega, siis on võimalik, et suur kasv vahetult enne emissiooni on põhjustatud ettevõtte potentsiaalse tulu kasvu ootuste muutusest, mitte emissioonist endast. Kui tulemusi selgitab informatsiooni mõju, siis nende aktsiate puhul, kus kõrgemad ootused ka realiseeruvad, aeglustub kasv emissioonile järgnevatel perioodidel. Pärast emissiooni peab turg veel vaid väikeseid korrekture tegema. Kuid aasta möödudes tulumäärade suhe turuga taastub ning tekib juhuslik liikumine turu suhtes. Aktsiate puhul, kus kõrgemad dividendid ei realiseeru, kukuvad järgmistel perioodidel hinnad oluliselt. Kõige suurem langus toimub vahetult pärast oodatust madalamate dividendide teatamist. Mõlemal juhul aasta möödudes taastub aktsia suhe turuga. Hüpoteesi kohaselt turu erapooletu prognoos sisaldub aktsia turuhinnas.

Vaatamata kriitikale hüpoteesi testimise suhtes on efektiivse turu hüpotees jätkuvalt põhiliseks rahanduse kontseptsiooniks. Efektiivse turu hüpoteesi probleem tuleneb asjaolust, et efektiivse turu hüpotees ei ole ümberlükatav teooria. Efektiivse turu definitsioon hindab, kuidas vara hinnad muutuksid eeldatavates tingimustes. Hinna käitumise testimine ei ole põhjendatud, kuna finantsturud on palju keerulisemad, kui lihtsustatud tingimused ideaalses konkurentsis, ilma tehingutasudeta ning vabalt liikuva informatsiooniga (Alajbeg D., 2011).

1.4 Käitumuslik rahandus

Efektiivse turu hüpoteesi kohaselt peaks investeerijatele kättesaadav informatsioon väärtpaberite hindade ja nende muutuste kohta võimaldama neil teha ratsionaalseid otsuseid, kuid paraku ei ole investorite käitumine finantsturul alati ratsionaalne. DeBondt ja Thaler väidavad (Bell, 2012), et mõne ratsionaalselt toimiva jõu olemasolu ei ole piisav, et tagada ratsionaalsete ootuste tasakaalu majanduses koos ebaratsionaalset toimivate jõududega. Selleks, et selgitada välja inimeste investeerimisotsuseid mõjutavad tegurid, on hakatud uurima investorite psühholoogiat ning distsipliini, mis sellega tegeleb on hakatud nimetama käitumuslikuks rahanduseks.

Käitumusliku rahanduse pooldajad usuvad, et investorid ei ole alati lõpuni ratsionaalsed ning seetõttu ei suuda suunata või sundida aktsiaturgu alati efektiivses suunas.

Käitumusliku rahanduse kontekstis käsitletakse stereotüüpidele tuginemise kalduvust ka viimase ülemaailmse finantskriisi tekkepõhjusena, tuues välja, et inimesed kalduvad nägema mustreid seal, kus neid tegelikult ei esine. Kauplemine aktsiaturgudel on pigem kunst kui teadus, mistõttu ei saa kunagi selleks, et prognoosida tulevasi riske, tugineda mineviku sündmustele ega statistikale. Ülemaailmse finantskriisi korral eeldasid inimesed, et määramata ajaks jätkub rahapakkumise poliitika ning et kinnisvaraturg ei saa tervikuna kokku kukkuda, kuid mõlemad eeldused osutusid tegelikult vääraks (Dedu, Sebastian, & Turcan, 2011).

Käitumusliku rahanduse kriitikud, nagu näiteks Fama, kaitsevad seisukohta, et käitumuslik rahandus on pigem anomaaliatega kogum kui tõeline rahanduse haru ning need anomaaliad normaliseeritakse kiiresti või on põhjendatavad turu mikrostruktuuriga. Kuid siiski, individuaalsed kognitiivsed eelarvamused on eraldiseisvad sotsiaalsetest eelarvamustest. Esimese võib turul normaliseerida, kuid teise tulemusel võivad tekkida tsüklid, mis viivad turu õiglasest hinnast aina kaugemale ja kaugemale (Fama, 2009).

Käitumusliku rahanduse kriitikas rõhutatakse tihti agentide (туруosaliste) ratsionaalsust. Nad väidavad, et eksperimendi korras jälgitud käitumisel on turule limiteeritud mõju kuna õppimisvõimalused ning konkurents tagavad ratsionaalse käitumise.

Teised teadlased väidavad, et kognitiivsed teooriad, nagu väljavaadete teooria, on otsustusprotsessi mudelid, mitte üldine majanduslik käitumine ning on kohandatavad ainult ühekordsete otsuste tegemisele, mis on katses osalejatele või küsimustikus vastajatele esitatud.

Traditsioonilised majandusteadlased on samuti skeptilised katsete ning küsimustikel põhinevate tehnikate suhtes, mida käitumuslikus rahanduses palju kasutatakse. Majandusteadlased rõhutavad avaldatud eelistuste (analüüsitakse juba tehtud otsuseid) paremust eeldatavate eelistuste (mida kogutakse küsimustikega) ees.

Käitumusliku rahanduse pooldajad on kriitikale vastanud sellega, et on rohkem pühendunud kvalitatiivsetele uuringutele, mitte katsetele suletud süsteemis. Mõned majandusteadlased näevad eksperimentaalse rahanduse ning käitumusliku rahanduse vahel fundamentaalset lõhet, kuid tunnustatud eksperimentaalse ja käitumusliku rahanduse teadlase jagavad samadele küsimustele vastates tehnikaid ning lähenemisi (Behavioral Economics, 2015).

Teadlaste arvates tehakse enamuse finantsotsuseid stressi olukorras. Bioloogilisest seisukohast on inimese käitumise põhiolemus sama nii kriisi ajal peale aktsiaturu langust kui ka mulli aja, kui aktsiate hinnad ületavad ajaloolisi kõrgusi. Mõlemal juhul kogevad turuosalisel midagi uut ning see paratamatult kutsub esile stressi, millega kaasnevad kvantitatiivsed ja kvalitatiivsed muutused käitumises. Uudsuse kui stressitekitaja alahindamine on olemasolevate turu-uuringute lähenemiste peamine viga. Seega, on oluline aru saada, milline on inimeste käitumine tavapärasel stressivabas olukorras vastupidiselt stressiolukorrale (Sarapultsev & Sarapultsev, 2014).

Verheyden (Verheyden, 2013) usub, et alternatiivse teoreetilise raamistiku puudumine on põhjuseks, miks turgude efektiivsuse debatt on jätkuvalt lahendamata. Võib väita, et olemasoleva teoreetilise raamistiku suhtes kriitilika on liiga sirgjooneline lähenemine, kuna teooria peabki olema ebatäiuslik, kuna see on ainult reaalsust kirjeldav raamistik. Uue ja täiustatud teooria loomine pole kaugeltki iseenesestmõistetav. Käitumusliku rahanduse pooldajad pole senini suutnud leida teooriat, mis asendaks efektiivse turu hüpoteesi.

Välja on pakutud adaptiivse ehk kohaneva turu hüpotees. Kohaneva turu hüpotees väidab, et nii mõnigi tendents, mida leidub käitumuslikus rahanduses, järgib teatud evolutsioonilist rada, milles inividid proovivad õppida ning kohaneda turu uute tingimustega. Investorite õppimise ja kohanemise edasiviiv jõud on konkurents ning loomulik valik määrab turu uue ökoloogia. Mõned investorid aetakse turult välja ja mõned investorid jäävad turule. Selline loomulik valik ning konkurents kujundab turu evolutsioonilise dünaamika, mis peegeldub turu efektiivsuses. Seni kuni miski ei põhjusta turu ökoloogia muutumist, on aktsiaturud küllaltki efektiivsed. Kui mõni sündmus käivitab loomuliku valiku protsessi ja konkurentsi, siis muutub turg ajutiselt vähem efektiivseks. Peale turu uue ökoloogia moodustumist taastub endine olukord. Üheks põhjuseks, miks kohaneva turu hüpoteesist palju ei räägita, võib olla fakt, et seda on empiirilisel viisil vähe testitud (Verheyden, 2013).

Adaptiivse turu hüpotees keskendub erinevate investorite gruppide muutuva psühholoogia tunnuste leidmisele ning nende tasakaalule tegelikul turul. See põhineb evolutsiooniliste tõekspidamiste ülekandmisel finantsturgudele, ühendades käitumisest tuleva ja efektiivse turu hüpoteesi, seletades niimetatud ebaratsionaalsuseid kui ratsionaalset reaktsiooni turu keskkonna tingimuste muutusele. Adaptiivse turu hüpotees vihjab, et turu efektiivsuse määr on sõltuvuses turu ökoloogiat kirjeldavatest keskkonna faktoritest

(konkurentide arv, võimaliku kasumi suurusjärg, turuosaliste kohanemisvõime jne). Psühholoogilised anomaaliad (nagu karjainstinkt jne) ning vastumeelsus riskimisele jätavad lahtiseks küsimuse, kuidas tegelik turul otsustajate psühholoogiline protsess sobitub efektiivse turu kontseptsiooni.

Debatt käitumusliku ja neoklassikalise koolkonna vahel jätkub. USA kinnisvaraturu mull, mis lõpuks vallandas 2008.a. võlakriisi, vallandas teema vastu uue huvi. Käitumisrahanduse pooldajad usuvad, et efektiivse turu teooriat võib pidada üheks majanduslanguse põhjustajaks, sest pangad ja investorid järgisid tõusva tendentsiga turgu, samal ajal kui näiliselt rahuliku pinna all kogunes ebaratsionaalne joovastus.

1.5 Karjaefekt

Mentaliteet, mida iseloomustab individuaalsete otsuste tegemise puudumine või mõtlematus, põhjustab inimeste käitumist ning mõtlemist nii nagu enamus tema ümber käituvad ja mõtlevad. Rahanduses seostub karjaefekt käitumisega, kui turuosalisel kalduvad samasuguste või sarnaste investeeringute poole puhtalt seetõttu, et paljud teised investeerivad just nendesse aktsiatesse. Hirm kahetsuse ja heast investeeringust ilma jäämise ees on tihti karjaefekti ajendavaks jõuks.

Karjaefekti all tuntud investorite käitumine võib tihti põhjustada põhjendamatuid aktsiate osturallisid, mida on fundamentaalsel tasandil raske põhjendada. Karjaefekt võimendab börsikraahi (Herd Instinct).

Investorite seotud kauplemistehingud on laialdaselt arutluse all olev empiiriline nähtus. Eelkõige on keeruline leida ühesuguse kauplemise põhjuseid. Ühest küljest võib korrelatsioonis kauplemine tekkida juhuslikult ning mitte ettekuulutatult, kui investorid reageerivad samale avalikule informatsioonile samamoodi. Teisalt võib see olla karjaefekti tulemus. Karjaefekti kauplejad ignoreerivad oma isiklike teadmisi ja informatsiooni ning kopeerivad teisi turuosalisi, kuna nad eeldavad vastavalt, et teistel on asjakohast informatsiooni. Seetõttu takistab karjainstinktist ajendatud korrelatsioonis kauplemine finantsturgude efektiivsust ning võimalik, et destabiliseerib ka tagajärgi. Ei ole selge, millised tegurid määravad, millises turusituatsioonis karjakäitumine eelkõige esile kerkib.

Empiirilised karjaefekti mõõdikud põhinevad tavaliselt tehingute korrelatsioonil, mida on jälgitud heterogeense turu tingimustes suure hulga aktsiate peal. Katsete põhjal võib kokku võtta kolm põhilist testitavat hüpoteesi, mis puudutab karjaefekti mõju turu tingimustele. Esiteks, karjaefekt peaks aja jooksul turul kasvama, eriti finantskriisi ajal. Teiseks, karjaefekt peaks uue avaliku informatsiooni ootamatul avaldamisel järsult langema. Kolmandaks, karjaefekti intensiivsus peaks olema madal, kui signaalid on segased, ehk finantsanalüütikute soovitusel ja arvamused on hajutatud. Seega, suurenenud teadmatus ei tähenda ilmingimata suurenenud karjaefekti.

Enamus karjaefekti mudeleid näitavad, et hinnad lähenevad lõpuks fundamentaalsetele väärtustele. Uuring kinnitab, et hinnad lähenevad oma fundamentaalsele väärtusele üpris kiiresti. See viitab sellele, et karjaefekt on rohkem päevasisene nähtus. Seetõttu karjaefekti empiiriline analüüs nõuab väga kõrgetasemelist kauplejapõhiselt eristatavate andmete analüüsi. Enamasti on see keeruline, sest andmeid ei avalikustata.

Karjaefekti peetakse eriti majanduse ebakindluse ajal märkimisväärseks ohuks finantsturgude efektiivsusele ja stabiilsusele. Ometi, karjaefekti mudelite disain ei võimalda testitavaid ennustusi karjaefekti intensiivsuse mõjude ebamäärasuse kohta. Näiteks, (Avery & Zemsky, 1998) populaarne väide, et suurenenud ebakindlus turul viib suurenenud karjaefektini, ei pea paika. Puudub konkreetne seos karjaefekti teooria ja empiirilise uuringu vahel, mis puudutaks karjaefekti intensiivsuse ebamäärasuse aspekte. Nagu eespool mainitud, uuringutes kasutatakse tihti kvartaalseid ja anonüümseid andmeid, kuid karjaefekt finantsturul on pigem lühiajaline nähtus (Jurkatis, Kremer, & Nautz, 2012).

Karjaefekti põhjustajateks võib pidada informatsiooni, reputatsiooni ning konkurentsi. Kauplejad peavad tegema ebasoodsates tingimustes samu finantsotsuseid ning nende käsutuses olev informatsioon ei ole täielik. Üks võimalus on, et informatsioon on kaupleja uuringu tulemus. Teine võimalus, et kogu vajalik informatsioon on avalik, kuid pole teada selle informatsiooni kvaliteet. Inimesed saavad jälgida üksteise käitumist ning tegevusi, kuid ei saa olla teadlikud teise kaupleja informatsioonist ning signaalidest.

Näiteks kahel portfelli halduril on kaks ühesugust valikut. Ühe reputatsioon on parem kui teisel. Sellisel juhul parema reputatsiooniga haldur teeb oma valiku toetudes enda teadmiste ning informatsioonile. Madalama reputatsiooniga haldur aga teeb otsuse enda teadmiste ning esimese halduri käitumise põhjal. (Sharma & Bikhchandani, 2000)

Sharna ja Bikhchandani toovad välja, et kui halduri tasu on seoses teiste halduritega tulemustega, moonutab see halduri käitumist ning see omakorda võib viia karjaefektini.

1.6 Mürakauplejad

Väljendit mürakaupleja kasutatakse tavaliselt kaupleja kohta, kes teeb oma müügi- ja ostuotsuseid ilma fundamentaalsete andmeid kasutamata. Nendel kauplejal on tavaliselt halb ajastus, nad järgivad trende ning reageerivad halbadele ja headele uudistele üle. Mürakauplejate üle vaieldakse käitumuslikus rahanduses palju. Paljud kauplejad arvavad, et nad ei ole mürakauplejad ning teevad ainult hästi põhjendatud valikuid. Reaalsuses peetakse enamusi mürakauplejateks, sest väga vähesed teevad oma otsuseid ainult fundamentaalsete andmete pealt. Tehniliste andmete analüüsi peetakse osaks mürakauplemisest, sest andmed ei ole seotud ettevõtte fundamentaalsete andmetega (Noise Trader).

Turu efektiivsuse debattides on üheks põhiliseks küsimuseks, kas väike hulk mürakauplejaid moondavad vara hindu märkimisväärsel kujul. Et see juhtuks, on vaja kolme tegurit. Esiteks, mürakauplejad peavad informatsiooni valesti tõlgendama või ei kauple üldse informatsioonist lähtuvalt. Teiseks, mürakauplejad peavad olema süstemaatiliselt korrelatsioonis, see tähendab, et mürakauplejad peavad olema sama aktsia müüjad või ostjad. Kui mürakauplejad ostavad ja müüvad suvaliselt, siis see tegevus pigem neutraliseerib nende käitumise, kui võimendab. Kolmandaks, ratsionaalsetel ning hästi informeeritud kauplejal peavad olema piirangud, et parandada valesti hinnastamist arbitraaži kaudu. Kui need kolm tingimust on täidetud, siis mürakauplejad moondavad varade hindasid.

Individuaalsed kauplejad on kapitaliturgudel mürakauplejate rollis. Väidetakse, et individuaalsete kauplejate tehingute motiiviks on tihti psühholoogiline heuristika ja eelarvamused. Kombinatsioon riskivalmidusest ja põhjendamatutest valikutest võib panna kaupleja kasulike aktsiate müümiseni ning kahjulike hoidmiseni. Üleliigne kindlus võib muuta kauplemise liiga agressiivseks ning anda tõuke aktsiate tootlusele. Limiteeritud tähelepanu võib piirata aktsiate hulka, mille ostmist kauplejad kaaluvad ning seetõttu on aktsiate ostmine kunstlikult limiteeritud aktsiatele, mis tõmbavad tähelepanu. Soov ära hoida tulevikus kahetsust võib panna kauplejad uuesti ostma aktsiaid, mille hind on läinud võrreldes sellega alla, millega neid viimati osteti või müüdi.

Kuna individuaalsel tasemel teevad kauplejad väiksemaid tehinguid, siis nende ostud ja müügid peavad olema korrelatsioonis, et turgu märkimisväärselt mõjutada. (Barber, Odean, & Zhu, 2005) Seega, kui mürakauplejad aktiivselt ostavad, siis varad muutuvad ülehinnatuks, kui nad aktiivselt müüvad, siis muutuvad varad alahinnatuks.

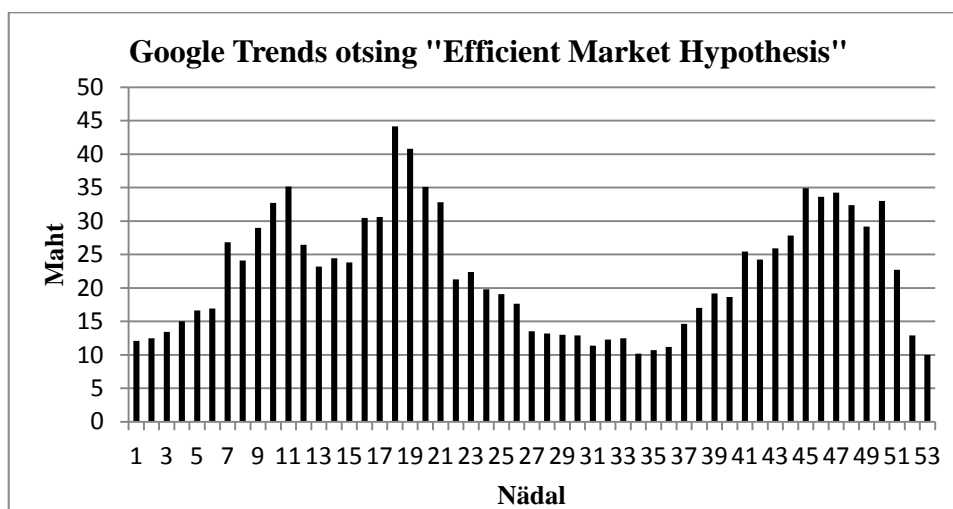
Teadmatutel kauplejatel on turule ka mõned positiivsed mõjud: nad kasvatavad turu mahtu ning sügavust, vähendades spreedi ning turu hinnaefekti. (Bloomfield, O'Hara, & Saar, 2009). Samal ajal mürakauplejad aeglustavad turu hindade kohandumist vastavalt uuele informatsioonile ja eriti siis, kui turg ei ole parasjagu efektiivne.

2 ANDMEALLIKATE ANALÜÜS

Kiire tehnoloogia areng pakub uusi võimalusi avastamiseks seoseid, kus esialgsel hinnangul neid ei tohiks olla. Isegi ilma põhjal saab prognoosida finantsturgude liikumist. Kuid kas ka finantsturgude põhjal ilma prognoosida? 1984.a. avaldati Richard Roll'i töö „Orange Juice and Weather“ (Roll, 1984), kus Roll leidis, et ilma ja külmutatud apelsinimahla kontsentraadi futuuride vahel on seos – kehvem ilm tähendab kehvemat saaki ja vastupidi. Seda seost teistpidi ära kasutades suutis ta täpsemini ilma prognoosida, kui suutis ilmajaam (Masters of Finance: Richard Roll, 2009). Et uurida keeruliste süsteemide harva esinevaid sündmusi, on vaja koguda palju andmeid. Finantsturud annavad selleks hea võimaluse kuna täpseid andmeid on turgude kohta kogutud aja jooksul palju rohkem kui teiste sarnaselt komplekssete süsteemide kohta. Sellest tulenevalt on saanud finantsturgudest uurimisobjekt, mis pakub võimalusi katsetada teooriaid. Uurimused ja katsed on põhiliselt keskendunud kõrgema astme funktsiooni testimisele seletamiseks ekstreemseid kõikumisi aktsiaturgudel (Preis T. R. D., 2010). Järjestikuliselt ja ristlõikes sõltumatute andmete hinnangud toetavad hüpoteesi, et arvu eksponendi astmete muutused kirjeldavad kõikumisi aktsiate hindades, tehingumahtudes ning on universaalsed, ja nende väärtused ei muutu oluliselt erinevatel turgudel, ajaperioodidel ega turusituatsioonides (Fama, 1963). Näiteks kui kohandada seda vaadet turgude mõistes siis turg on kui üks suur süsteem mis koosneb mitmest väiksemast süsteemist. Kõik väiksemad süsteemid (ehk turuosalised) oleks justkui omaette süsteemid kuid samas on nad üksteisega tihedalt seotud. Ehk kui kaupleja A elab ühel pool maakera ja ei tea midagi teisepool maakera elavast kaupleja B-st, siis mõlemad tegelikult vaatavad samu aktsiaturge ning loevad samu uudiseid ning on omavahel seotud.

2.1 Otsingumootorid

Informatsioon päringute kohta otsingumootorist annab meile suurepärase võimaluse aru saada meie käitumisest erinevatel tasanditel. Pidevalt kasvav Interneti kasutajate hulk koostab päringuid iga päev. Kasutades otsingumootoreid, jäetakse jälg huvide kohta. Seega otsingute hulk peegeldab kollektiivset huvi, mis on kodeeritud otsingusõnadesse. Mis tähendab seda, et otsingumootorid võimaldavad koguda meie huvisid kõige madalamal tasandil, individuaalsete otsingute tasandil (Preis T. R. D., 2010). Pikaajalisel ajaperioodil moodustavad otsingute hulgad trendi. Läbi trendide võime leida seoseid, mis iseloomustavad majanduslikke sündmusi mille läbi võime leida majanduslikke sündmusi iseloomustavaid seoseid. Lisaks sellele gripi levikut (Ginsberg J., 2008) või tarbimismustreid (Choi H., 2012). Käesoleva töö raames teostati katse, kus vaadeldi Google'i trendi päringule „Efficient Market Hypothesis“ ajaperioodil 2004-2014 ning võrreldi seda TTÜ akadeemilise kalendriga 2015-2016. Joonis 3 näitab, et huvi efektiivsete turgude hüpoteesi vastu langeb oluliselt (35,2%) pärast magistrیتööde kaitsmistootluse esitamise tähtaega.



Joonis 3. Keskmised suhtelised otsingutulemused “Efficient Market Hypothesis” 2004-2015 nädalate kaupa (Google Trends)

Veel võib tuua näite riigisektorist, kuidas Google'i otsingumootor võib kasulik olla. Riigiasutused väljastavad perioodiliselt indekseid, mis põhinevad erinevate sektorite majandustulemustel. Need analüüsi tulemused on tavaliselt kättesaadavad mitmenädalase viitega ning neid töötatakse läbi tihtipeale alles mitu kuud hiljem. Seetõttu oleks ilmselgelt abiks nende majandusindikaatorite varasemad ennustused.

Mitmete avaliku sektori ettevõtete nagu Google, MasterCard, Federal Express, UPS ja paljude teiste majandustegevuse andmed on reaalsajas kättesaadavad. (Choi H., 2012) uuringus käsitleti Google Trends igapäevast ja iganädalast indeksit, mis näitab reaalsajas kasutajate poolt Google otsingumootoris sisestatud päringute mahtu. Uuringust selgus, et need näitajad on tihti korrelatsioonis erinevate majandusnäitajatega ning võivad olla kasulikud lühiajaliseks majanduse käitumise ennustamiseks. Uuring näitas, et Google Trends andmete abil on võimalik ennustada tulevikku, vaid pigem olevikku. Oleviku ennustamine on kaasaegse ennustamise vorm. See on teema, mis huvitab eelkõige keskpankasiid ning valitsusasutusi (Choi H., 2012).

Finantskriisid tekivad paljude indiviidide otsuste keerukate vastastikuse mõjutuste tulemusena. Aktsiaturgu puudutavad andmed sisaldavad selliste otsuste kohta palju detailset informatsiooni ning need andmed ja ka nende aluseks olevad keerulised võrgustikud on pälvitud teadlaste tähelepanu. Siiski, vaatamata nendele hiigelsuurtele andmemahutudele, tuvastatakse sealt ainult kõige viimane tegevus otsustusprotsessi lõpus. Ei ole võimalik näha protsessi eelnevaid etappe, kus kauplajad saaks koguda informatsiooni, et otsustada mis tagajärjed erinevatel tegevustel võivad olla.

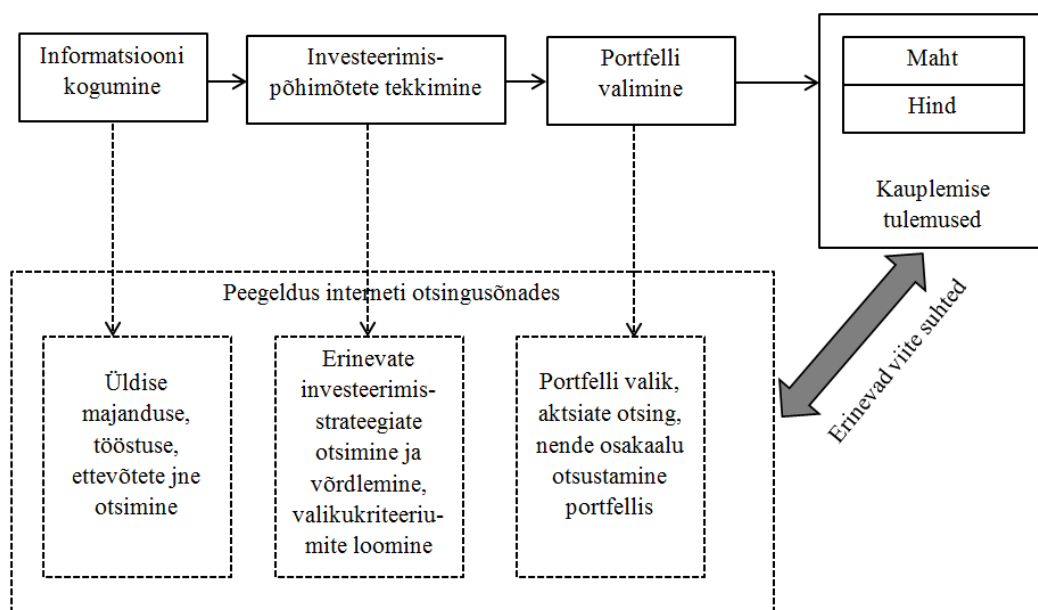
Internet on tänapäeval põhiliseks andmete allikaks inimestele üle kogu maailma ning suur osa informatsiooni kogumisest toimub reaalsajas. Paljudele inimestele on otsingumootor Google väravaks interneti. Sarnaselt teiste otsingumootoritega, kogub ka Google laiaulatuslikult oma kasutajate käitumise kohta andmeid ning osa nendest on läbi teenuse Google Trends tehtud ka avalikult kättesaadavaks. Need andmekogumid kategoriseerivad globaalsel tasandil inimeste info kogumise tegevuste olulised aspektid ja tekitavad võimaluse uurida kollektiivse otsustusprotsessi algseid staadiume. Seda kinnitavad ka eelnevad uurimused, mis on näidanud, et otsingumootori päringud teatud võtmesõnade järgi on seostatavad reaalse elu sündmustega. Näiteks filmide, mängude ja muusika populaarsus nende väljatulekul, töötuse määr, gripi levik, kauplemine USA aktsaiturgudel. Hiljutine uuring (Curme, Preis, Stanley, & Moat, 2014) näitas, et suurema sisemajanduse koguproduktiga riikide interneti kasutajad otsivad vastupidiselt väiksema sisemajanduse koguproduktiga riikide interneti kasutajatele rohkem informatsiooni tuleviku kohta mitte mineviku.

On uuritud, kas on võimalik identifitseerida teemad, mille puhul muutuseid veebipõhises infokogumise käitumises, on võimalik siduda järgneva aktsiaturu muutusega.

Uuringud kinnitavad, et otsingute käitumise mõõtmine näitab investorite huvi aktsiate vastu enne reaalset investeerimist.

Finantsturu süsteemid on keerulised ning kauplemist puudutavad otsused põhinevad tavaliselt suurel hulgal erinevatel sotsiaalmajanduslikel ning ühiskondlikel teguritel. Selleks, et otsustada, kas otsinguid ja finantsturgude vahel eksisteerivad seosed, tuleb liigse müra hulgest eraldada reaalset tähtsust omavad märksõnad (Curme, Preis, Stanley, & Moat, 2014).

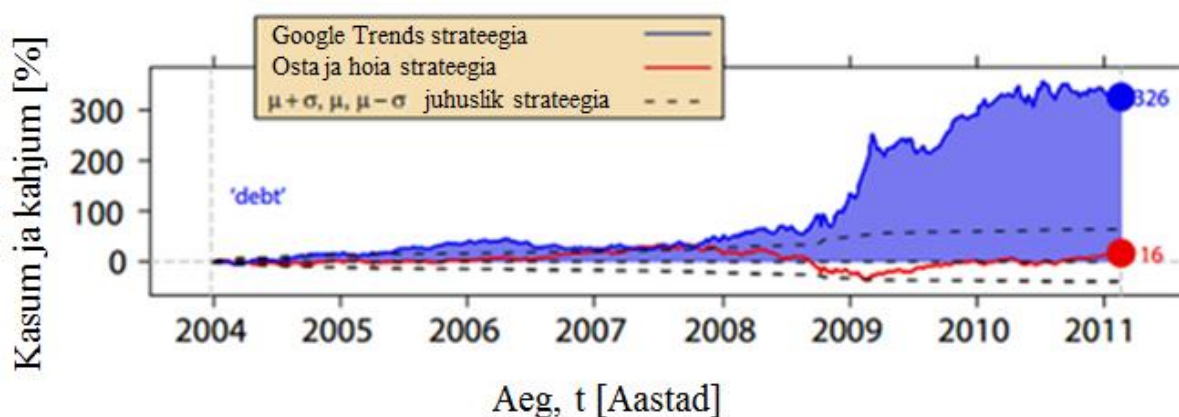
Eelneva arutluse võtab hästi kokku Joonis 4.



Joonis 4. Investeeringute tegemise otsustusprotsess (Liu, Chen, Wu, Peng, & Lv, 2015)

Et tuvastada otsingusõnade mahu seos turu liikumisega koostasid Tobias Preis ja kaaslased (Preis T. M. S., 2013) kauplemisstrateegia. Võrdluseks kasutati osta-hoia strateegial saadud tulumäärasid ning 10000 juhusliku sisendiga kauplemismudeli keskmiseid tulumäärasid. Eeldati, et kui mudel suudab otsingusõnade mahtude põhjal vähemalt osadel juhtudel määrata õigesti turu liikumise suuna, on seos olemas (Vt. Joonis 5). Otsingusõnade leidmiseks kasutati Google Sets nimelist funktsiooni, mida sai kasutada Google Sheets'i aplikaatsioonis. Funktsioon tagastas kahe antud sisendi puhul loetelu sõnu, mis olid sisenditega semantiliselt seotud („stock markets“). Näiteks, kui sisenditeks olid „Škoda“, „Mazda“ siis süsteem tagastas järgmise liikme, mis oli nende sisenditega seotud (näiteks „Honda“). Tulemuseks saadi 98 märksõna. Kõigi märksõnade kohta rakendati kahte kauplemisstrateegiat – esimene, mis põhines otsingusõna mahtudel Ameerika Ühendriikidest ning teine, mis

põhines globaalsel otsingute mahul. Leiti, et Ühendriikide otsingusõnade trendid andsid erineva tulemise võrdluses osta-hoia ja juhusliku sisendiga mudeliga (kõrgema tootluse), kui globaalsed trendid. Seejärel analüüsiti Financial Times'i võrguväljaannetest, kui tihti esinesid otsingusõnad väljaandes. Leiti, et esineb korrelatsioon väljaandes esinevate sõnade ja mudelis kasutatud otsingusõna vahel.



Joonis 5. T.Preisi kauplemisstrateegia kumulatiivsed tulumäärad juhusliku strateegia suhtes 2004-2011 (Preis T. M. S., 2013)

Kõigi katsete tulemusi interpreteerivad autorid, et trendide kasutamine võib anda informatsiooni turuosaliste tulevikuotsuste kohta. Otsingute kasv teatud otsingusõnadele viitab hinna langemisele tulevikus ja vastupidi.

2.2 Facebook

Vaatamata viimastel Facebooki laiaulatuslikule levikule, ei ole sotsiaalvõrgustikud interneti leiutised. Inimeste suhtlemisele omavaheliste suhtevõrgustike kaudu, viitasid juba 20. sajandi alguses filosoofid É. Durkheim ja F. Tönnies.. Sotsiaalvõrgustike mõju uurimine inimeste käitumisele ning heaolule on leidnud koha valdkondades, mis käsitlevad sotsiaalteaduseid ning käitumisteadust.

Sotsiaalvõrgustikud võimaldavad mitmekesisuse tulemusena ligipääsu uuele informatsioonile, vastandlikele arvamustele, alternatiivsetele käitumisviisidele. Inimesed leiavad endale koha loomulikul viisil tekkinud pidevalt arenevates ning meid ümbritsevates sotsiaalvõrgustikes. Orgaanilistel võrgustikel on struktuur, keerukus, funktsioon ning

spontaansus, mida ei leia kunstlikult tekitatud võrgustikes. Nende olemasolu tekitab küsimusi nende tekkimise, reeglite ja eesmärgi kohta.

Sellised rakendused nagu Facebook on suuresti nii populaarsed seetõttu, et nad aitavad inimestel suhelda teiste inimestega, keda nad juba teavad ning eelkõige aitavad tugevdada juba olemasolevaid suhteid. Need rakendused võimaldavad väga lihtsalt ka uute suhete loomist, mille tagajärjel kasvavad ka nõrkade suhete arv. Internet pakub rakendusi, mis võimaldavad uurida nii grupi käitumisi kui ka informatsiooni jagamist üle mitme võrgustiku (Christakis & Fowler, 2009).

Kuna kasutajad jagavad omavahel informatsiooni avalikult ning kõikvõimalikel teemadel, siis eelkõige peitub digitaalse suhtluse kasu võimalikkuses uurida erinevaid seoseid ning erinevate tegurite mõjusid nii sotsiaalvõrgustiku siseselt kui ka üleselt.

Kolme ja poole aasta jooksul jälgiti Hollandis (Daas P. J. H., 2014) sotsiaalmeedia sõnumite muutusi, mida võrreldi muutustega tarbijate usaldusindeksis ning millest järeldus, et need kaks on tugevalt korrelatsioonis. Eelkõige avaldus see hollandlaste Facebooki sõnumite muutustes. Uuringud näitasid, et muutused tarnijate usaldusindeksis pigem eelnesid tunnete muutustele sotsiaalmeedia sõnumites. Emotsioonide koondamine seitsmepäevastesse tsüklitesse ning selle võrdlemine igakuise tarbija usaldusindeksiga kinnitas eelnevat väidet ning näitas, et sotsiaalmeedias tunnete väljendamise viide on enamasti 7 päeva. Kuna informatsioon, mis pärineb sotsiaalmeediast, on kergesti ligipääsetav ning analüüsiv, siis selle põhjal tehtud järeldusi on võimalik avaldada varem ning kindlasti ka tihedamini kui ametlikku tarbija usaldusindeksit.

Uuring kinnitas arvamust, et tarbija käitumisindeksit ning sotsiaalmeedia sõnumite emotsioone mõjutavad samad tegurid. Sama tulemuse andis ka täiendavalt läbi viidud Twitteri sõnumite analüüs. Seega mõjutasid samad emotsioonid nii neid hollandlasi, kes osalesid tarbija usaldusindeksi uuringus kui ka neid, kes on sotsiaalmeedias aktiivsed. Kõrvalekalded võivad tekkida seoses oluliste suurte üritustega (näiteks Olümpiamängud vms). Lisaks ilmnes, et sotsiaalmeedia sõnumites väljendati ennast positiivsemalt kui tarbija usaldusindeksi uuringus. Toetudes arvamusele, et mõlemal juhul on ajendiks sama emotsioon, võib järeldada, et sotsiaalmeedias on kombeks ennast väljendada positiivsemalt, mis võib olla tingitud sellest, et sotsiaalmeedia kaudu püütakse endast anda paremat kuvandit. See nihe võib tuleneda ka erinevates kanalites uuritavate vanuste erinevusest, kuna eakamatel ning noorematel inimestel on kombeks emotsioone erinevalt väljendada. See on huvitav tähelepanek, sest kuigi uuring

tõestas, et sotsiaalmeedia sõnumite emotsioonidel on seos tarbija usaldusindeksiga, siis uuritavad, kelle põhjal sellele järeldusele jõuti, on erinevad. Samuti leiti, et sotsiaalmeediast kogutud andmeid võib edukalt kasutada, täiendavalt ametliku statistikana (Daas P. J. H., 2014).

2.3 Twitter

Käitumusliku rahanduse seisukohalt on emotsioonidel läbiv mõju indiviidi käitumisele ning otsuste tegemisele. Küsimus on, kas seda korrelatsiooni saab üle kanda ka ühiskonnale, näiteks ühiskonnas valitseb meeleolu, mis mõjutab kollektiivselt otsuste tegemist. Majandusnäitajate ja ühiskonna emotsioonide vahelisi seoseid uurisid Bollen, Mao ja Zeng (2011), kelle eesmärgiks oli analüüsida, kas kollektiivne Twitter'i sõnumites kajastuv tujude kõikumine on korrelatsioonis Dow Jones Industrial Average aktsiaindeksiga. Twitter'i sõnumite sisu analüüsiti kahe tujude jälgimiseks loodud rakendusega. Esimeseks oli OpinionFinder, millega mõõdeti positiivset ja negatiivset tuju. Teiseks oli Google Profile Mood States, mis võimaldas mõõta tuju 6-astmelisel skaalal (rahulik, valvas, kindel, elujõuline, lahke ja õnnelik).

Aktsiaturu ennustamine on huvitavaks valdkonnaks nii teadus- kui ka ärimaailma jaoks. Küsimus on, kas aktsiaturu käitumine on ennustatav? Aktsiaturu ennustamise uuringud said alguse efektiivse turu hüpoteesi teooriast. Efektiivse turu hüpoteesi teooria kohaselt mõjutab aktsiaturu hindasid eelkõige uus informatsioon, näiteks uudised ning mitte niiväga oleviku ja mineviku hinnad. Kuna uudised on ennustamatud, siis aktsiaturu hinnad ei ole samuti ennustatavad rohkem kui 50% ulatuses. Mitmed uuringud siiski näitavad, et aktsiaturu hinnad ei käitu juhuslikult ning on teatud määral ennustatavad. See paneb kogu efektiivse turu hüpoteesi tooria kahtluse alla. Teiseks, uudised on küll ennustamatud, kuid sotsiaalmeedia põhjal on võimalik juba varakult märgata indikaatoreid, mis mõjutavad majanduse ning kaubanduse näitajaid. Veebipõhise vestluse põhjal on võimalik ennustada raamatute ning filmide müüke, Google'i otsingute põhjal on võimalik ennustada varajasi indikatsioone haiguse puhangu ning tarbijate kulutuste kohta. On tõestatud, kuidas Twitter'i sõnumites väljenduva üldise emotsiooni põhjal on võimalik ennustada erinevate filmide menukust kinodes (Bollen, Mao, & Zeng, 2011).

Viimase viie aasta jooksul on tehtud tujude jälgimise tehnikates märgatavaid edusamme, mille tulemusel eraldatakse sotsiaalmeedias kirjutatavast sisust ning massilistest Twitter'i sõnumitest avalikkuse emotsioonide ning tuju indikaatoreid. Kuigi Twitter'i sõnumid on vaid 140 tähemärgi pikkused, on võimalik miljonite kokku kogutud sõnumite põhjal anda täpne ülevaade üldsuse meeleolust ning tunnetest.

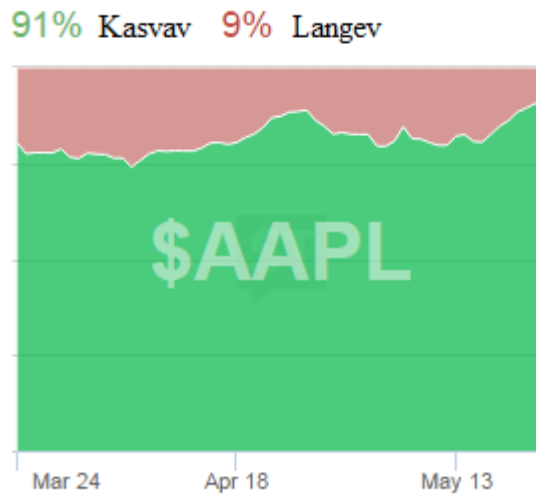
Tujude kõikumise tulemusi testiti pannes proovile võime ennustada tulemuste põhjal presidendivalimise ja tänapühade suhtes üldsuse vastukaja. Lisaks testiti hüpoteesi, et ühiskonna üldise tuju põhjal on Dow Jones Industrial Average sulgemise väärtus ennustatav. Uuringu tulemused näitavad, et Dow Jones Industrial Average ennustusi saab märkimisväärselt täpsustada kaasates ühiskonna tujude teatud mõõdikuid, kuid mitte kõiki.

Uudised mõjutavad aktsiaturu hindasid, kuid ühiskonnas kajastuvad emotsioonid võivad olla praktiliselt samaväärse tähtsusega. Psühholoogilistest uuringutest on teada, et lisaks informatsioonile on emotsioonidel otsuste tegemisel oluline roll. Käitumusliku rahanduse teooria on samuti tõestanud, et emotsioonid ja tuju mõjutavad suurel määral finantsotsuste tegemist. Seetõttu on põhjendatud eeldus, et avalikkuse tujud võivad aktsiaturgude hindasid suunata samal määral nagu uudised.

Uuring kinnitas, et teatud ühiskonna tujude teatud mõõdikuid saab edukalt kasutada aktsiaturu hindade ennustamiseks, ning Bollen'i, Mao ja Zeng'i (2011) arvates on võimalik leida teisi samaväärseid indikaatoreid. leidub veelgi teisi samaväärseid indikaatoreid.

Mõned aastad tagasi hakkasid aktsiaturul kauplejad kasutama Twitter'it kui abivahendit. Twitter'i eelist nähti selles, et kasutajad saavad vahetada ettevõtete informatsiooni, investeeringute ideesid ning turu emotsioone lühikesel ning konkreetsel viisil. Tänapäeval kasutavad investorid informatsiooni jagamiseks lehekülge StockTwits. Investeerijatele mõeldud sotsiaalmeedia platvorm loodi 2008.a. ning nüüdseks ühendab see 300 000 investorit, turuspetsialisti ning avalikku ettevõtet, mis jagavad informatsiooni turu ning individuaalsete aktsiate kohta. StockTwits võimaldab kokku koguda ühte kohta märkimisväärse koguse andmeid, see aitab teadlastel uurida sotsiaalmeedia ning aktsiaturu vahelist seost.

StockTwits lõi \$TICKER märgistuse ning kogub selle abil internetist ja sotsiaalmeediast kõik aktsiatega seonduva informatsiooni. Lisaks investeerimiseks vajaliku teabe pakkumisele, võimaldab selliselt ühte kohta talletatud informatsioon teadlastel analüüsida sotsiaalmeedia ning aktsiaturu vahelisi seoseid.



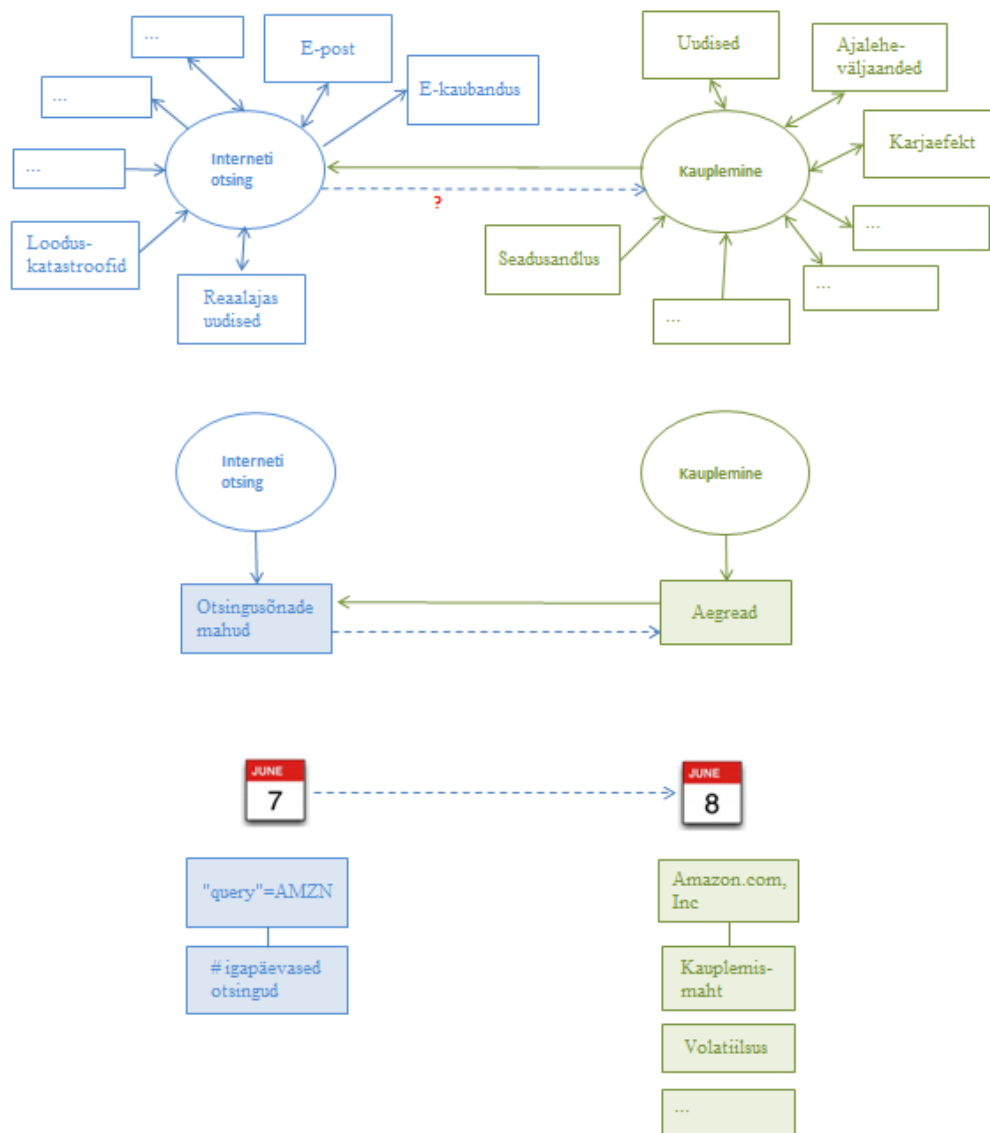
Joonis 6. StockTwits'i keskkonna sentimendi analüüsi graafik Apple'i aktsiale (StockTwits: AAPL)

Kasutajal on võimalik vaadata konkreetse aktsia hinna graafikut, aktsiate mainimiste ajalugu ning sentimendi analüüsi. Viimane näitab, milline hulk inimesi on olnud aktsia suhtes positiivselt meelestatud ning kui suur hulk negatiivselt (Joonis 6) ning on vajalik kauplejatele otsuste tegemiseks.

2.4 Finantsuudiste mõju aktsiaturule

Finantsturgude keerulise käitumise põhjustavad paljude kauplejate otsused. Tänapäeval on oluliseks informatsiooniallikaks meedia ning selleks, et kvantifitseerida mõju perioodikas avaldatud finantsinformatsiooni ja finantsturgudel tehtavate otsuste vahel, uuriti ajalehe Financial Times igapäevaseid artikleid ajavahemikus 02.01.2007 kuni 31.12.2012. Leiti korrelatsioon ettevõtte mainimise kordade arvu vahel Financial Timesis ühe päeva jooksul ning tehingute arvu vahel uudistele eelneva ning sama päeva jooksul. Uuring kinnitas, et liikumised finantsturgudel ning muutused finantsuudistes on lahutamatu seotud.

Aktsiaturgude kõikumised mõjutavad paljude inimeste elusid nii finantssektori sees kui ka väljaspool. Selle keerulise süsteemi käitumise mõistmisel on seega ilmselged kasutegurid. Transaktsioonid, mida finantsurgudel tehakse, kajastavad kauplejate otsustusprotsessi lõplikku tulemust, otsust mingit aktsiat kas osta või müüa. Need otsused võivad olla mõjutatud kaupleja keskkonnas liikuvast erinevat tüüpi informatsioonist.



Joonis 7. Financial Times'i uudiste põhjal tehtud töö kirjeldus (Alanyali, Moat, & Preis, 2013)

Hiljutiste uuringutega on proovitud leida, kas informatsiooni põhjal, mida kasutajad internetis otsivad, on võimalik ennustada turu käitumist. Preis, Reith ja Stanley (Alanyali, Moat, & Preis, 2013) esitasid esimesed tõendid seose kohta interneti otsingute ja finantsturgude käitumise vahel, kirjeldades konkreetse ettevõtte kohta tehtud Google otsingute arvu nädalas ja sama ettevõtte aktsiatehingute arvu vahel nädalas (Joonis 7). Uuringust ilmnas, et Google'i otsingumootoris finantsterminite otsingute arvu kasvu võib tõlgendada kui hoiatust aktsiaturu muutuste kohta. Samuti on leitud võimalikke seoseid Wikipedia artiklite vaatamiste ja aktsiaturu muutuste vahel: finantsteemaliste artiklite lugemise kasvuga on kaasnud aktsiaturu langus.

Kauplejad ei pruugi informatsiooni saada ainuüksi internetist otsides vaid ka nii passiivselt kui ka aktiivselt erinevate suurte finantsuudiseid vahendavate kanalite kaudu. Finantsuudised omakorda võivad kajastada kauplejate poolt tekitatud sündmuseid.

Analüüsidest ettevõtete, mille põhjal koostatakse Dow Jones tööstusettevõtete indeks, mainimiste arvu, ilmnes, et mida rohkem kordi hommikustes uudistes ettevõtet mainiti, seda rohkem tehti vastaval päeval ettevõtte aktsiatega tehinguid ning seda suurem muutus toimus ettevõtte aktsiate hinnas. Analüüs näitas ka seda, et eksisteerib seos ettevõtte aktsiatehingute arvu ning ettevõtte mainimiste arvu vahel järgmisel päeval. See tähendab, et uudistel ja turu muutustel võib üksteise suhtes olla sarnane mõju.

2.5 Google Trends

Google Trends on avalik veebiteenus, mis põhineb Google otsingul ning näitab, mitu korda on mingit otsingusõna otsitud võrreldes kõikide otsingutega erinevates maailma regioonides ning erinevates keeltes. Otsingusõna populaarsus jagatakse riikide, regioonide, linnade ja keele kaupa. Oluline on märkida, et Google ei kuva sama väljendi tulemusi erinevates keeles, vaid kuvatakse ühendatud otsing kõikide sama keelt kasutavate riikide koha.

Google Trends võimaldab kasutajal võrrelda kahe või mitme otsingukriteeriumi mahtusid. ning lisaomadus võimaldab näidata otsingukriteeriumiga seotud uudiseid, näidates, kuidas uued sündmused mõjutavad otsingute populaarsust.

Alguses Google ei uuendanud Google Trends'i regulaarselt. 2007.a. märtsis avastati, et Google ei olnud lisanud uusi andmeid alates novembrist 2006.a. ning selle peale uuendati Google Trends nädala jooksul. Ka peale seda ei uuendatud Google Trends'i märtsist juulini, kuni jälle seda avastati. Nüüd väidab Google, et Google Trends'i andmeid uuendatakse igapäevaselt ning Hot Trends'i uuendatakse igas tunnis. 06.08.2008 tuli Google'il välja tasuta teenus nimega Insights for Search, mis on Google Trends'i laiendus. Kuigi see tööriist on mõeldud turundusspetsialistidele, saavad seda kasutada kõik. Sellega saab jälgida erinevaid sõnu ja väljendeid, mida Google otsinguvälja sisestatakse. Jälgimisseade võimaldab andmete põhjalikku analüüsi sealhulgas andmete organiseerimist ja kategoriseerimist erinevate

tunnuste alusel, näiteks informatsiooni jagamine geograafiliste piirkondade kaupa. 2012.a. ühendati Insights for Search uue Google Trends'iga.

Google on rakendanud Trends'i otsingutele piirangud. See tähendab, et ühe kasutaja/IP/seadme kohta on otsingute arv piiratud. Mõned kasutajad on limiidini jõudnud juba ainuüksi ühe otsinguga. Otsingu piirangute kohta ei ole detaile avaldatud, kuid see võib sõltuda geograafilisest asukohast või brauseri privaatsuse seadistustest.

Google Hot Trends on Google Trends'i lisa, mis näitab 20 kõige populaarsemat ning kõige kiiremini kasvavat otsingut (väljendit) viimase tunni aja jooksul Ameerika Ühendriikides. Näidatakse otsingud, mis on äsja saanud mingil põhjusel väga populaarseks. Iga selle otsingu kohta on lisaks 24-tunni otsingute graafik, blogi, uudised ning veebiotsingu tulemused. Hot Trends'il on ka ajaloo vaatamise võimalus neile, kes soovivad järelvaadata eelnevaid otsinguid (Google Trends, 2015).

Google Trends alla käib veel Hot Topics, mis mõõdab populaarseid väljendeid uudistes ning sotsiaalvõrgustikes nagu näiteks Twitter. Sellega ei mõõdetata otsingute mahtu, vaid seda, millest inimesed internetis räägivad.

Google Trends Top Charts kuvab nimekirja inimestest, kohtadest ja asjadest otsingu populaarsuse järjekorras. Näiteks on võimalik näha viimase kuu kõige otsituma kümne näitleja nimekirja. Top Charts toob välja teemad, mis on meie tähelepanu köitnud teatud ajal teatud kohas. Top Charts põhineb Knowledge Graph tehnoloogial, et tuvastada, kas tegemist on inimesega, koha või asjaga.

Hot Search'i ja Top Charts'i erinevus on, et Hot Search annab teada otsingusõnadest, mille arv on väga kiiresti hakanud kasvama samal ajal kui Top Charts annab üleüldiselt suure otsingute arvuga teemad. Teiseks, Hot Search on ülesehitatud reaalaja andmetele, suutes seega tuvastada uute populaarsete otsingusõnade esilekerkimise juba poole tunni jooksul.

Tõelist infootsingu põhjust ei ole võimalik, ilma kasutaja käest küsimata, tuvastada. Top Charts toetub parimale võimalikule Google tehnoloogiale, et algoritmide abil ennustada teatud inimesi, kohti ning asju. Loendatakse eeldatavaid huvipakkuvaid ühendeid (näiteks esileedi Obama läheb sama otsinguarvu sisse nagu Michelle Obama) mitte ainult üks-ühele vastavaid otsinguandmeid.

Otsinguandmete võrdlemise lihtsustamiseks ja muutuja mõju välistamiseks, on Google Trends andmed normaliseeritud, mis tähendab seda, et otsingu andmete grupid on jagatud

ühise muutujaga nagu näiteks kogu otsingute arv. Normaliseerimata andmete puhul oleksid kõige suurema otsingu mahuga regioonid alati kõige kõrgemal kohal (Google Trends).

2.6 Informatsiooni moondumine tarneahela näitel

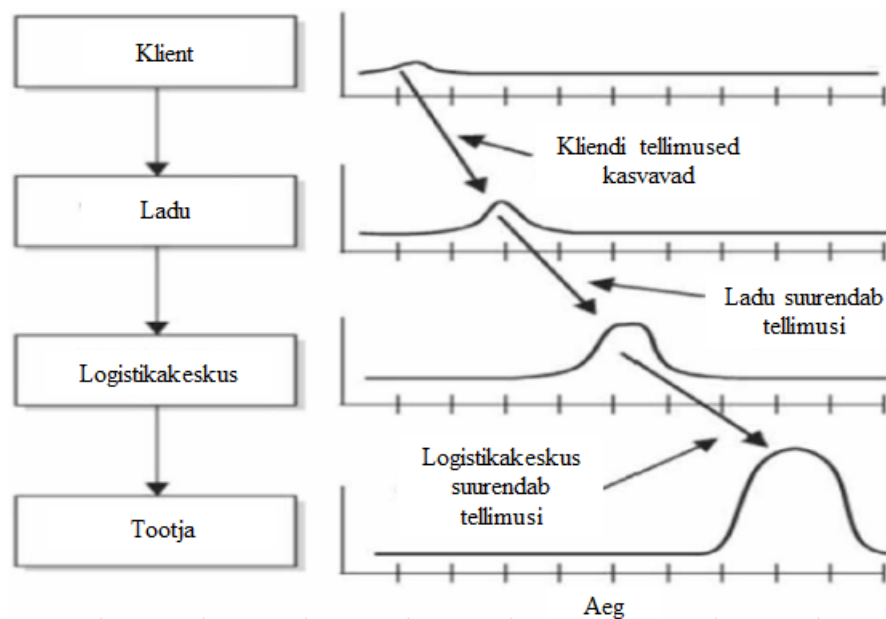
Tarneahelas on rida ettevõtteid, kes kõik teevad tellimusi oma otsestele tarnijatele. Sellise ülesehitusega ahelas on sissetulevate tellimuste hulk tootjatele varude haldamiseks väga väärtuslik informatsioon ning seega on ahelas olevate liikmete vaheline infovahetus üks olulisim mehhanism tarneahela koordineerimisel. Informatsiooni vool on otsene mõju tootmise planeerimisele, varude haldamisele ning erinevatele tarneahela liikmetele toodete kättetoimetamisele. Uurimustöö (Lee H. L., 1997) väidab, et tellimustena edasi antud informatsioon on tihti moondunud, mille tulemusena teevad lõpptootjad varude ning tootmise planeerimisel vigu. Tellimuste ebakõla võib olla suurem kui müügi oma ning moondumine kasvab iga tarnijaga – seda nimetatakse piitsaefektiks (Joonis 8).

2.7 Piitsaefekt tarneahelas

Piitsaefekti nähtust eksisteerib mitmel erinevatel turgudel, Procter & Gamble'i andmetel on edasimüüjate poolt esitatud mähkmete tellimustel teatud varieeruvused, mis ei ole põhjendatavad üksnes tarbijate nõudluse kõikumisega. Tellimustel, mis esitati edasimüüjatelt Hewlett-Packardi printerite osakonnale, on palju suuremad kõikumised ja varieeruvused kui tarbijate nõudmisel.

Tegeliku nõudluse informatsiooni moondumine viitab sellele, et tootja, kes jälgib vaid otseselt talle esitatud tellimuste informatsiooni, on tulenevalt nõudmise võimendamisest eksiteele viidud, millega võivad kaasneda tõsised majandusliku tagajärjed. Näiteks, tootjal on suuremad kulutused ootamatu tooraine varu kasvamise tõttu, suuremad tootmiskulud kasvanud mahu tõttu, ületunnid, ladustamise kulutused, lisa transpordikulud. Teatud juhtudel võivad need lisakulud jääda vahemikku 12,% kuni 25% mis viitab sellele, et läbi informatsiooni liikumise täiustamise on võimalik suur kokkuhoid.

Lee (Lee H. L., 1997) tõi uuringus välja neli tegurit, mis tekitavad piitsaefekti. Nendeks on nõudluse info töötlemine, normeerimine, tellimuste kogumine ning hinnapakumised. Need valiti seetõttu, et nad on jaotuskanalites ühised tegurid. Jaemüüjad kasutavad ajaloolisi andmeid ja nõudlust tuleviku nõudluse ennustamiseks. Tellimuste kogumine on osa jaemüüjate otsustest, sest transpordikulude pealt püütakse alati kokku hoida. Ajaloolise nõudluse analüüs ning tellimuste kogumine on omavahel seotud läbi jaemüügi traditsioonilise varude haldamise juhtimise. Normeerimine on turul tavapärane toote elutsükli kasvuperioodil, kui nõudlus on suurem kui pakkumine. Hinnakampaaniad on omased pikaajalistele toodetele, millega tootjad proovivad turuosa eest käivat sõda võita. Iga eelpool mainitud tegur võib põhjustada piitsaefekti. Kõik tarneahela liikmed peavad teadvustama nende tegurite mõju ning võtma kasutusele meetmed, et parandada tarneahela liikmete vahelist infovahetust. Lee väidab, et nõudluse informatsiooni käsitlemisel peaks olema ettevaatlik.



Joonis 8. Informatsiooni moondumine tarneahelas.

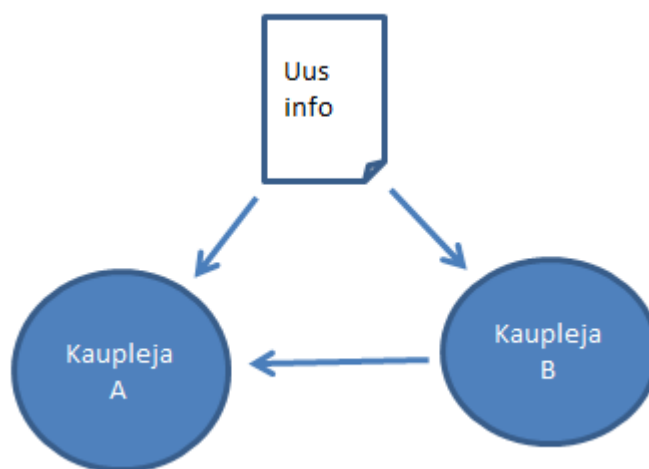
Nõudluse info moondub, kui jaemüüjad esitavad tellimusi, mis põhinevad nõudluse ennustusel. Selle tulemusena ei tea tootja enam tõelist tellimuste arvu. Tootmisplaan, mis põhineb moondunud tellimuste arvul, on paratamatult ebaefektiivne. Moondumine võimendub, kui vahendajate arv tarneahelas kasvab. Üheks lahenduseks oleks võimaldada tootjatele ligipääs tegelikele jaemüügi tellimuste andmetele.

Informatsiooni moondu mine on jaemüüja strateegilise otsuse tagajärg, et mitte jääda toodetest ilma. Ebaefektiivsete andmetega manipuleerimise vältimiseks peab looma tootja tarneraskustes aja jaoks reeglid. Ebatõeste andmete esitamise põhjuseks võib olla ka jaemüüja soov kaitsta ennast hüpoteetiliste mitte reaalsete tarneraskuste eest. Sellist olukorda saab teatud määral ennetada, kui tootja jagab oma tootmisinfot teiste tarneahela liikmetega.

Tellimuste kogumine on kahe teguri tulemus: perioodilised ülevaatused ning ühe ostutransaktsiooni töötlemise maksumus. Nõudluse moondu mist tulenevalt perioodilistest ülevaatusetest saaks vähendada, kui tootjad teaks müügiandmeid jaemüügi tasemel. Sellisel juhul saaks tootja luua tootmisgraafiku, mis põhineb müüki del, mitte tellimustel. Teiseks võimaluseks oleks vähendada transpordikuluseid.

Üheks viisiks, kuidas hinna kõikumisest tulenevat piitsaefekti kontrollida, pakub Lee (Lee H. L., 1997) vähendada tootjate kampaaniaid ja pakkumisi (nt hulgi müügi hinnaalandused). Üheks strateegilise ostmise põhjuseks on teenida sellega, et ostetakse suur kogus lühikese sooduskampaania aja jooksul. Tootjatele tähendab see ebaühtlast toomisplaani, kulutusi varude hoiustamisele ning moondu nud nõudluse infot.

Uurimustöös (Lee H. L., 1997) leitakse, et nõudluse moondu mine tekib tarneahela liikmete optimeeriva käitumise tagajärjel. Sarnast moondu mist võib näha aktsiaturgudel. Kauplejate järeldused informatsioonist on erinevad ning seetõttu käitub igauks erinevalt. Lisaks infole mõjutavad kauplejad üksteist. Selle tulemusena võib olla, et isoleeritud tingimustes kaupleja A hinnang uuele informatsioonile oleks erinev, kui uue informatsiooni mõju koos kaupleja B mõjuga. Kaupleja A loeb pressiteadet ja leiab, et hoiab positsiooni. Seejärel loeb Twitter'ist, et kaupleja B müüb ning otsustab ka müüa (Joonis 9).



Joonis 9. Kauplejate mõju üksteisele

Järgmiseks oleks vaja kindlaks teha, kas Twitter'is postituse teinud kaupleja B on andnud adekvaatse hinnangu? Selleks tuleks uurida sotsiaalvõrgustikke, et leida, mis ja kes mõjutab kaupleja B otsuseid peale uudise.

2.8 Wikipedia, Stack Overflow, Epinions

Sarnasuse ja staatuse mõju veebikeskkondades

Analüüsi (Anderson, Huttenlocher, Kleinberg, & Leskovec, 2012) kolme erinevat keskkonda, mis võtavad kokku unikaalsed veebi- keskkondade kasutajate hindamise vormid. Nendeks on Wikipedia, Stack Overflow ja Epinions. Kasutajate A ja B sarnasuse mõõtmiseks kasutati kahte erinevat meetodit: huvide sarnasust, mis väljendus nende poolt loodava sisu kattuvuses ning sotsiaalsete sidemete sarnasust, mis väljendus nende poolt hinnatavate inimeste kattuvuses. Käsitleti staatust, mida mõõdeti vastaval veebilehel tehtud tegevuste arvuga ning tegevuse määras veebilehe kasutusala.

Kõikides valdkondades täheldatakse kasutajate käitumises ühtset mustrit, et sarnaste huvidega ning sotsiaalsete sidemetega kasutajad on üksteise suhtes positiivsemalt meelestatud ning staatus ei ole niivõrd oluline. Seega, sarnaste kasutajate puhul on staatus hinnangut andes väiksema kaaluga. Selline üldine käitumismuster võib erineda sõltuvalt veebilehest või mõõdetavatest omadustest.

Kuigi on loomulik eeldada, et staatuse ja sarnasuse vahel on seos, ei ole ilmselge, kas see seos on positiivne või negatiivne. Näiteks on võimalik, et hindajad toetavad eriti oma eriala puudutavaid küsimusi, aidates selle valdkonna silmapaistvamad toimetajad administreerivatele kohtadele. Vastupidiselt arvatakse, et mida rohkem hindaja teab hinnatava tööst ja valdkonnast, seda suurema tõenäosusega teab ta ka vigadest ja nõrkustest, mis jäävad märkamata pinnapealsetele kasutajatele, kes ei valda teemat piisavalt. Seega võivad sama valdkonna kasutajad olla oma hinnangutes hoopis karmimad. Veel üheks motivatsiooni allikaks, miks olla oma hinnangutes kriitiline, on puhas konkurents.

2.8.1 Sarnasus ja staatus

Selleks, et kirjeldada sarnasuse ja staatuse omavahelist suhet, on kõigepealt vaja defineerida staatus. Kasutaja staatus või positsioon kogukonnas on keerukas funktsioon sellest, kuidas kogukond tema panust tajub.

Eelnevad uuringud on näidanud, et käitumist hinnates ei lähtuta ainuüksi hinnatava staatusest vaid vaadeldakse seda suhtes koos hindaja staatusega. Uuringud näitavad, et kõrgema staatusega hindajad on karmimad madalama staatusega hinnatava suhtes ning madalama staatusega hindaja on leebem kõrgema staatusega hinnatava suhtes. Ometi leitakse, et sarnasus hindaja ja hinnatava vahel muudab seda käitumismustrit. Mida sarnasemad need kaks on, seda vähem mõjutab staatus nende hinnangut otsuse tegemisel. Seega, kui hindajal ja hinnataval on sarnased profiilid, siis nende hinnangud varieeruvad staatustest tulevalt vähem kui siis, kui nad oleksid erinevatest tegevusvaldkondadest. See viitab asjaolule, et hindajad kasutavad staatust indikaatorina juhul, kui neil puudub hinnatava kohta sügavam teadmine, ning sõltuvad staatusest vähem, kui nad on hinnatavast rohkem teadlikud, temaga sarnasemad.

Kokkuvõtteks võib öelda, et hinnangute tulemusi on võimalik ainuüksi kasutajate staatuste ja sarnasuste põhjal. See viitab intrigeerivatele rakendustele, mis suudavad ennustada oma kasutajaskonna käitumist (Anderson, Huttenlocher, Kleinberg, & Leskovec, 2012).

Eespool kirjeldatud sotsiaalse käitumise saab üle kanda aktsiaturul kauplejatele. Üksteise käitumise jälgimine, autoriteetsemate või sarnaste kauplejate käitumise kopeerimine või eiramine mõjutavad otsuseid, mida kauplejad igapäevaselt langetavad. Omavaheline konkurents ning üksteise tundmine või mittetundmine on samuti faktoriteks, mille alusel teise kaupleja tegevusi kas hinnatakse positiivselt või negatiivselt.

2.9 Automatiseeritud kauplemine

Automatiseeritud kauplemise (algorithm trading, AT) teel tehakse enamus tehinguid aktsiaturgudel (73%), (Hendershott T., 2011). Eelisteks on emotsioonivabad tehingud, madalamad ülalpidamiskulud ning kordades kiirem informatsiooni käitlemise ja tehingute teostamise võime. Millised on selle mõjud likviidsusele?

Varasemalt, kui börsimaakler tahtis osta 30000 IBM-i aktsiat, pidi ta leidma tehingu jaoks vastaspoole. Vastaspool omakorda oleks palganud nn pörandakaupleja, kes oleks siis vaikselt väikeste koguste haaval ostanud aktsiaid. Seda sellepärast, et koheselt suure tellimuse tegemine, oleks lõõnud hinna üles ja tehing oleks ostjale kulukam. Läbi automatiseerimise on selliste tehingute teostamine palju lihtsam. Algoritmi puhul on võimalik määrata rida tingimusi, milliste kokkusattumisel teostatakse tehing (aeg, turg, kogus, intervall, jne). Liikudes sihitud positsiooni täitmise poole, toimivad algoritmid kord tulu likviidsuse pakkujana, kord likviidsuse nõudjana.

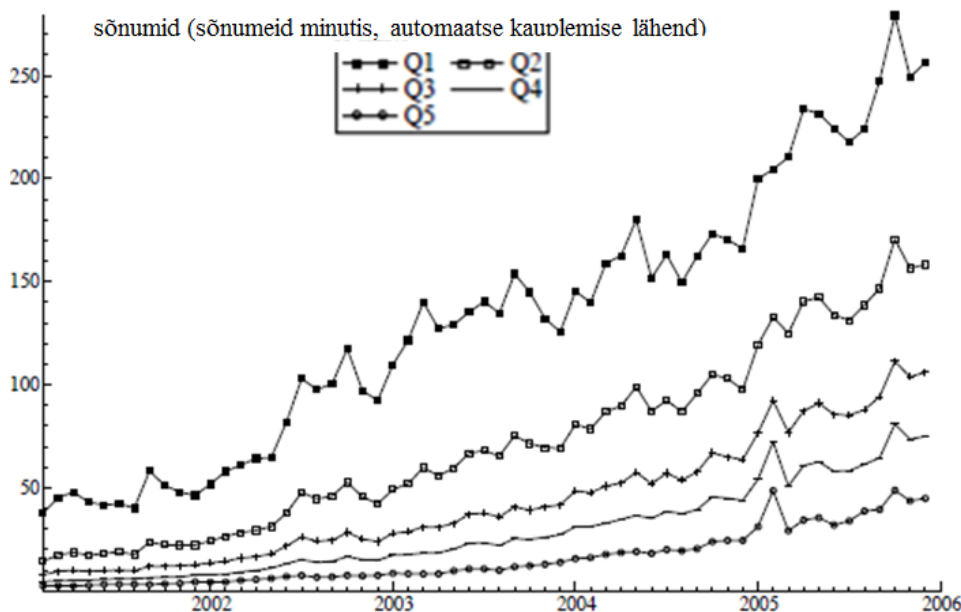
Automaatsel kauplemisel on otsene mõju turule. Näiteks testib intensiivsem kauplemistegevus turu masinapargi piiranguid ning sunnib turu administratsiooni suurendama investeringuid tõstmaks võimekust tehingute teostamiseks. Ka seadusandlus ja poliitika peaks seda muutust arvestama.

Automaatse kauplemise osakaal on iga aastaga kiiremini kasvanud. Samal ajal on oluliselt paranenud ka likviidsus maailmaturgudel. Arvestades neid trende, jääda mulje, et need on omavahel seotud. Kuid see ei pruugi nii olla. Kui automatiseerimine on odavam ja/või pakub paremat likviidsust siis peaks see soodustama suuremat konkurentsi ja langetama likviidsuse kulu. Kuid võib ka kasvatada kulu, kui põhiliselt kasutatakse automatiseerimist likviidsuse nõudmiseks. Piiranguga tellimuse tegijad annavad kauplemisvõimaluse teistele. Kui ostjad leiavad automaatkauplemise läbi paremad (tasuvamad) optsioonid, siis võib automaatkauplemise eest küsida kõrgemat hinda. Seega võib automaatkauplemine luua olukorra, kus teenusepakkujad võistlevad tehnoloogialiidri positsiooni pärast, kuna nii likviidsuse pakkujad kui ka nõudjad võtaksid ette kulukaid investeringuid, mis omakorda lähevad teenuse osutamise kulusse ja mille tulemusena suurenevad spreedid (ingl. k. spread) ning turu likviidsus halveneb.

Selleks, et hinnata automaatse kauplemise mõjusid likviidsusele, analüüsiti New York'i aktsiabörsi (NYSE) tellimuste koostamise ja katkestamise elektroonilist voogu. Kuna salvestatud tehingute juures pole märget, kas tegemist on automaatse kauplemisega või on tehingu teinud inimene.

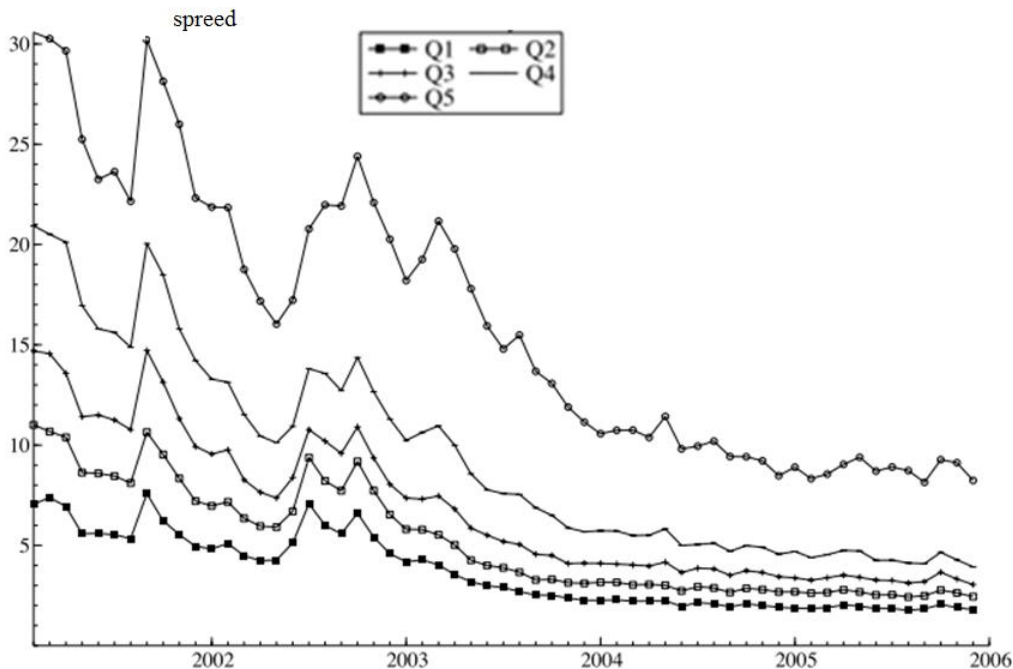
Kõigepealt mõõdeti automaatse kauplemise muutust ja likviidsuse muutust 5- aastase perioodi kohta. Analüüsi tulemustest selgus, et automaatkauplemisele järgneb likviidsuse kasv ja vastupidi. Selleks, et seletamiseks uuriti eksogeenset sündmust, mis avaldas mõju ühele aktsiate grupile, kuid mitte teisele. Uurimuse andmetel hoogustus automaatkauplemine 2003.

a. NYSE Autoquote süsteemi juurutamine mis võimaldas anda kiiremat tagasisidet algoritmile, suurendades seeläbi tehingute mahtusid.



Joonis 10. Sõnumite mahu kasv börsile (Hendershott T., 2011)

Kuna Autoquote juurutati erinevatele aktsiatele erineval ajal, tekkis võimalus uurida, kas Autoquote's olevad aktsiad on likviidsemad.



Joonis 11. Spreedide vähenemine pärast Autoquote süsteemi juurutamist börsil (Hendershott T., 2011)

Leiti, et automaatkauplemine suurte ettevõtte aktsiatega suurendas likviidsust ning vähendas hinnavaheleid ehk spreede. Kitsamad spreedid järgnesid ebasoodsate pakkumiste vähenemisele. Automaatkauplemine parandas hinnamääramise võimalusi. Väiksemate ettevõtete puhul muutust ei märganud kuna meetod oli ebasobiv.

Vaatamata arvamusele, et konkurents hoiab teenusepakkuja marginaali madala, suurendas automaatkauplemine realiseerunud spreede ja teenusepakkuja müügi käivet. Aja möödudes teenusepakkujate müüginumbrid kahanesid ehk eelis kadus ning konkurents kohendas hinna endisele tasemele. Kuigi majanduskulud on automaatkauplemise puhul madalamad, võivad esialgsed investeeringud olla suured (Hendershott T., 2011).

3 KAUPLEMISMUDELI KOOSTAMINE

3.1 Hüpoteesi püstitamine

H0: Google'i trendidel põhineval kauplemismeetodil on võimalik tulu teenida. T. Preisi töös (Preis T. M. S., 2013) kasutatud meetod toodab suuremat tulu võrreldes juhusliku kauplemisstrateegiaga ja osta-hoia strateegiaga. Turg ei ole arvesse võtnud seda võimalust. Töö avaldati 2013 aastal ning 2015 me testime, kas see võimalus eksisteerib siiani.

H1: Turud on efektiivsed ning turg on korrigeerinud selle võimaluse olematuks.

3.2 Andmete kirjeldus ja analüüs

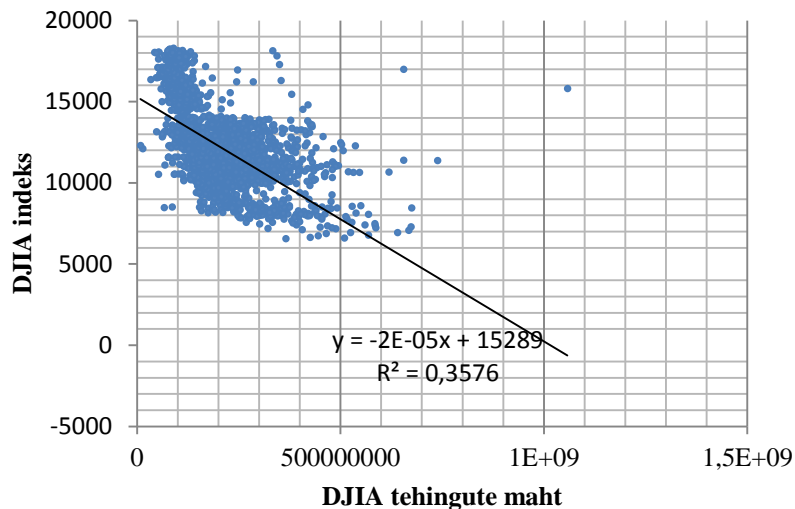
Google'i trendide andmete kasutamise üks eeliseid Twitteri andmete ees on see, et Google võtab arvesse igalt IP aadressilt, kasutajalt ja seadmest tehtud päringud ja arvestab neid ühe otsinguna, mis vähendab andmetega spekulatsioonide riski. See tähendab, et robotite tehtud liigsed otsingud ei lähe arvesse. Twitterist andmete kogumisel tuleb see töö ise ära teha. Eelpool mainitud StockTwits keskkonna puhul võib see risk olla aktuaalne, kuna ei õnnestunud leida infot selle kohta, kuidas tagatakse info adekvaatsus ja välistatakse robotite kontode poolt turule sihilikult vale info jagamist. StockTwitsi internetileheküljelt leiti vaid märke, et liigset spekulatiivse informatsiooni postitamist ei kiideta heaks.

Töös kasutati järgmisi andmeid:

- 1) DJIA indeksi (Dow Jones Industrial Average) päevased sulgemishinnad ja kauplemismaht perioodil 12.01.2004-29.12.2014 (Yahoo Finance);
- 2) Päeva DJIA indeksi sulgemishinnad kohandati Google'i trendide kuupäevadega nii, et trendi nädalalõpu kuupäevale kohandati järgmise kauplemispäeva hind.
 - a. $n=572$, keskvärtus= 12085,521, standardhälve= 2278,938;

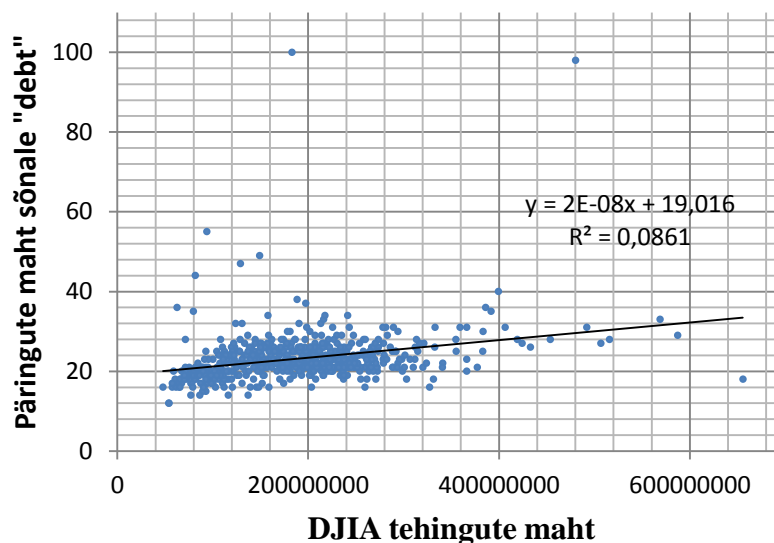
3) Google Trends veebilehelt alla laetud Ameerika ühendriikide otsingute mahud otsingusõna „debt“ kohta perioodi 04.01.2004-27.12.2014 (Google Trends):

a. $n = 572$, keskväärtus= $23,276$, standardhälve = $6,363$;



Joonis 12. Päevaste DJIA hinna ja tehingute mahu suhe. (2004-2014). Allikas: Yahoo Finance

Varasemates töödes väideti, et mahu kasvule järgneb hinna muutus. Regressioonianalüüsi tulemusest järeldati, et kui tehingute maht suureneb, langeb hind (Joonis 12). Leiti, et eksisteerib positiivne korrelatsioon Google'i päringumahude ja Dow Jonesi tööstuskeskmise vahel (Joonis 13).



Joonis 13. Päringute mahu ja otsingute mahu seos. Allikas: Google Trends, Yahoo Finance

Hinna ja trendi seoste kohta koostatud regressioonanalüüsi (Lisa 4) tulemus võis olla mitmeti mõistetav kuna trendidel põhinev sisend oli digitaalne protsess, ning sellest ka regressioonimudeli madal seletatavus. Seega valiti seoste hindamise meetodiks kauplemisstrateegia. Kui kauplemisstrateegia pooleaastased kumulatiivsed tulumäärad on erinevad 95% juhtudest võrreldes juhusliku strateegia ja osta-hoia strateegia kumulatiivsete tulumääradega, on seos olemas.

3.3 Kauplemisstrateegia koostamine

Hüpoteesi testimiseks koostati 3 strateegiat. Selleks, et võrrelda Google'i trendidel põhinevaid kauplemisstrateegiaid osta-hoia ja juhusliku sisendiga strateegiaga, korraldati katsed valitud perioodidel järgmistel eesmärkidel:

- 1) 2004-2011 perioodi katse tulemuste põhjal hinnati, kui täpselt suudeti Preisi tulemusi korrata. Eesmärgiks oli veenduda, tulemuste õigsuses ja korratavuses;
- 2) 2004-2014 perioodi tulemused aitasid hinnata, kas turg on arbitraaži võimaluse korrigeerinud. Kui efektiivse turu hüpotees väidab, et kogu oluline informatsioon avaldub hinnas ja arbitraaživõimalus korrigeeritakse koheselt, siis ei tohiks mudeli kordamisel järgneval perioodil tulu toota;
- 3) 2008-2010 valimi põhjal analüüsiti mudeli käitumist 2008.a. võlakriisi tingimustes. Oluliste uudiste avaldumisel lõpeb juhuekslemine hinnas ja tekivad selgemad suunad. Võlakriisi periood peaks välja selgemini välja tooma, kas kauplejad otsivad rohkem informatsiooni ning ja kuidas muutub tehingute maht ja hind selle tulemusena;
- 4) 2011-2014 ja 2014 valimid on aluseks hilisemate perioodide analüüsimisel. Valimite puhul loodeti näha, et arbitraaži võimalus on kadunud.

Kauplemisstrateegia koostati T. Preisi meetodi (Preis T. M. S., 2013) põhjal.

3.3.1 Kauplemisstrateegia arvutusloogika selgitus

Iga nädala esimesel kauplemispäeval võeti positsioon, mis realiseeriti järgneva nädala esimesel kauplemispäeval;

$$\Delta T = \frac{T_{-1} + T_{-2} + T_{-3}}{3} \quad (1)$$

t – nädala esimene kauplemispäev, millal otsustati positsioon võtta;

t_{+1} – järgmise nädala esimene kauplemispäev, millal positsioon realiseeriti ja arvutati tulumäär;

T_t – Google'i trendi maht otsingusõnale „debt“ ajahetkel t ;

ΔT – libisev keskmine kolme eelneva nädala Google'i trendide mahust

$$S_t = T_t - \Delta T. \quad (2)$$

S – Signaal, mille alusel otsustati, kas võtta pikk või lühike positsioon

3.3.2 Otsustamise loogika

Kui $S_t > 0$ (perioodil t oli otsingute maht märksõnale „debt“ suurem kui eelmiste kolme nädala keskmine), võeti lühike positsioon ehk laenati indeks DJIA turuhinnaga ja müüdi turuhinnaga perioodil t_{+1} . Tulumäära perioodil t_{+1} arvutati sel juhul järgmiselt.

$$S_t > 0; r_{t+1} = \frac{p_t}{p_{t+1}} - 1 \quad (3)$$

r – tulumäär perioodil;

p – aktsiaindeksi päeva sulgemishind;

Kui $S_t < 0$ (otsingute maht perioodil t oli väiksem kui keskmine eelneva kolme perioodi keskmine), võeti pikk positsioon, ehk osteti päeva sulgemishinnaga indeks ja müüdi perioodil $t+1$ sulgemishinnaga. Tulumäär perioodil $t+1$ arvutati järgmiselt:

$$S_t < 0; r_{t+1} = \frac{p_{t+1}}{p_t} - 1 \quad (4)$$

Kuna uuringus (Preis T. M. S., 2013) ei täpsustatud, kuidas toimiti $S = 0$ puhul, järeldati, et sellisel juhul ei tehtud kumbagi tehingut. Arvutuste näidis Preisi strateegiale (Tabel 1).

Kauplemisstrateegia arvutamise näidis

Nädal (Google Trends)	T (Otsingusõna "debt" maht nädalas)	t (Kauplemspäev)	p (Dow Jones Industrial Average indeks)	ΔT (libisev keskmine 3 eelmise nädala trendide mahust)	S (signaal positsiooni valimiseks)	Tulumäär	Kumulatiivne tulu
2011-02-13 - 2011-02-19	26	22.02.2011	12212,79	26	0		1
2011-02-20 - 2011-02-26	23	28.02.2011	12226,3398	24,5	-3	0	1
2011-02-27 - 2011-03-05	23	7.03.2011	12090,0303	24	-1,5	-0,0112115	0,98878854
2011-03-06 - 2011-03-12	23	14.03.2011	11993,1602	23	-1	-0,0080447	0,98083407
2011-03-13 - 2011-03-19	23	21.03.2011	12036,5303	23	0	0,00360971	0,9843746
2011-03-20 - 2011-03-26	22	28.03.2011	12197,8799	22,6666667	-1	0	0,9843746

Tabel 1. Allikas: autori arvutused, (Yahoo Finance), (Google Trends)

Peale kirjeldatud strateegia testiti veel kahte viitega strateegiat. Erinevus nende puhul seisnes signaali viites. Kui eelnevalt kirjeldatud mudeli puhul jälgiti signaali S_t siis kahe järgneva puhul olid signaalideks S_{t-1} ja S_{t-2} (edaspidi viidatakse S_{t-1} ja S_{t-2}). Viitega strateegiade positsioonide valimise loogika on järgnev. Lühike positsioon:

$$S_{t-1} > 0; r_{t+1} = \frac{p_{t+1}}{p_t} - 1 \quad (5)$$

$$S_{t-2} > 0; r_{t+1} = \frac{p_{t+1}}{p_t} - 1 \quad (6)$$

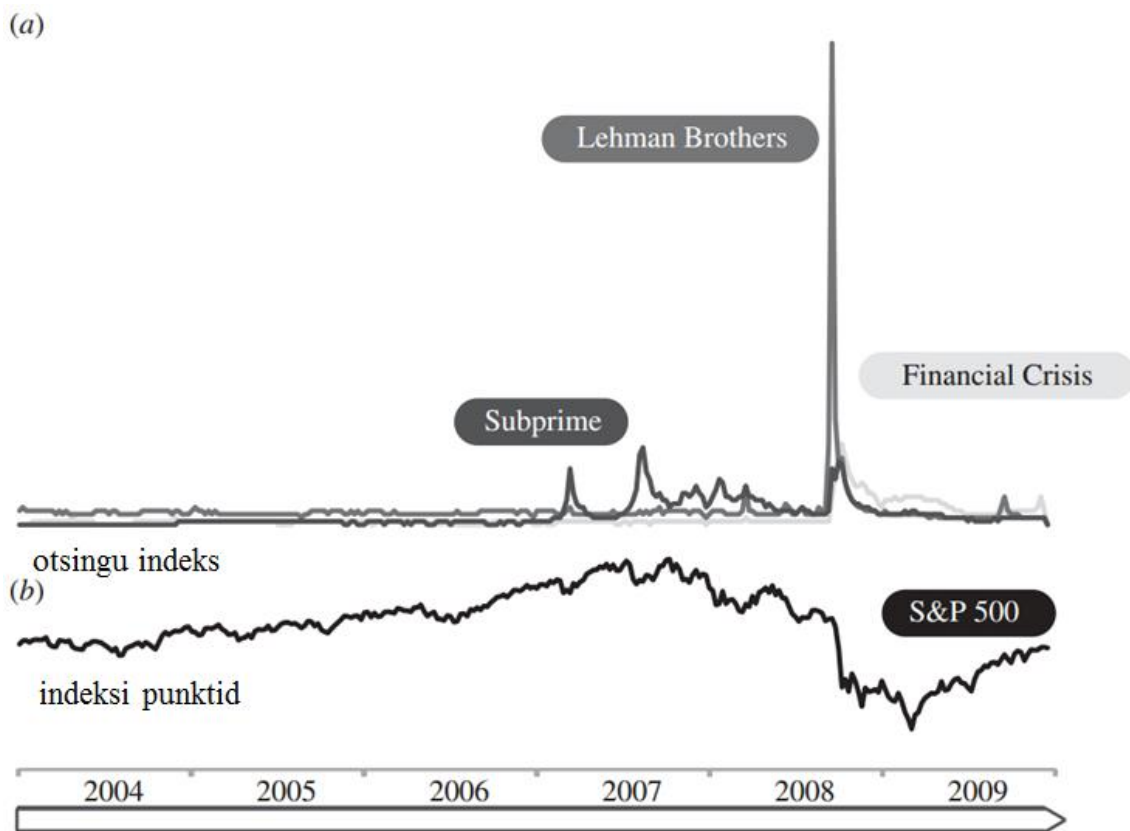
Pikk positsioon:

$$S_{t-1} < 0; r_{t+1} = \frac{p_t}{p_{t+1}} - 1 \quad (7)$$

$$S_{t-2} < 0; r_{t+1} = \frac{p_t}{p_{t+1}} - 1 \quad (8)$$

Positsioonide valimise loogika tuleneb sellest, et (Preis T. M. S., 2013) autorite hinnangul Google'i trendide mahu kasv aitas määrata hinna muutust järgmisel perioodil t .

Varasemates töödes leiti, et näiteks 2008.a. võlakriisile eelnes suures hulgas otsinguid märksõnadele „Lehman Brothers“, „Subprime“ ja „Financial Crisis“ (Joonis 14).



Joonis 14 (a) Otsingute "Subprime", "Lehman Brothers" ja "Financial Crisis" mahud, (b) S&P 500 indeks 2004-2009 (Preis T. R. D., 2010)

3.3.3 Osta-hoia strateegia ning juhusliku strateegia loogika

Osta-hoia strateegia puhul võeti iga nädala esimesel kauplemisspäeval pikk positsioon (ehk osteti indeks), mis järgneva nädala esimesel kauplemisspäeval likvideeriti.

Juhusliku sisendiga kauplemissimulatsioon koostati sarnaselt Preisi mudeliga kuid sisendiks Google' trendide asemel oli Microsoft Excel 2010-s juhuslikke arve genereeriv funktsioon:

$$S_t = 1 - 2 * rand() \quad (9)$$

100 mudeli realisatsiooni keskmist kasutati töös võrdluseks. Autor oli teadlik, et Preisi töös juhuslik strateegia põhines 10000 realisatsioonil.

Iga ajaperioodi kohta arvutati kumulatiivsed tulumäärad ning analüüsiti, mitmel vaatlusel andis mudel õige hinnangu turu liikumise suunale.

3.4 Tulemused

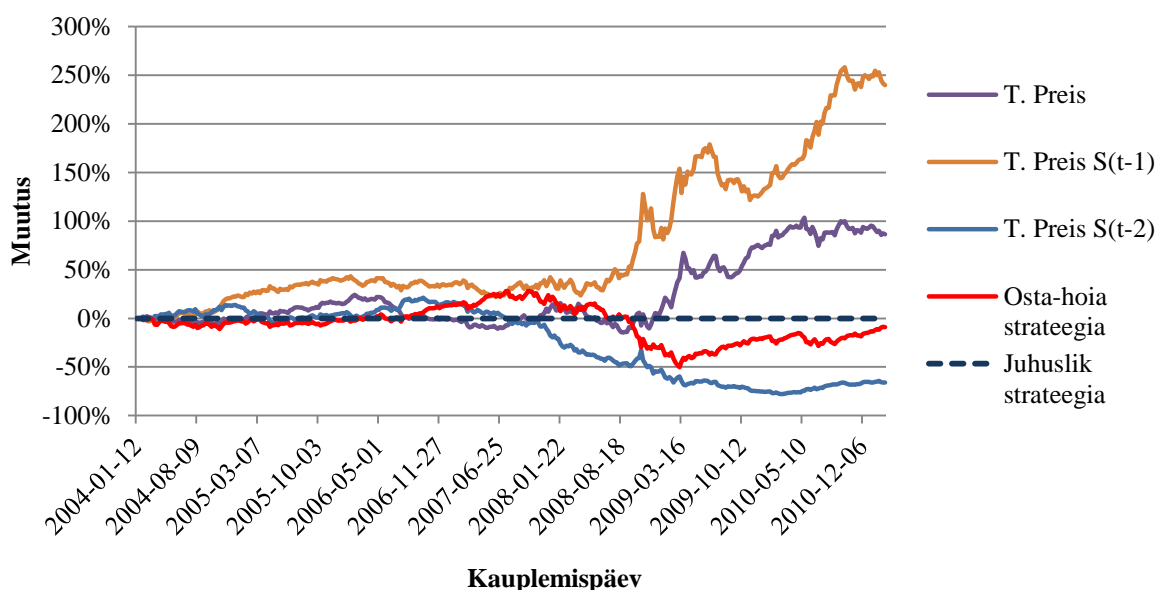
Käesoleva töö autor ei suutnud täpselt jäljendada T. Preisi arvutusi perioodi 2004-2011 kohta. Võimalikud põhjused:

- 1) T. Preisi töös (Preis T. M. S., 2013) toodi välja, et juhuslik protsess koostati 10000 juhusliku strateegia realisatsiooni keskväärtustest. Käesoleva töö autor koostas juhusliku protsessi 100 juhusliku strateegia realisatsiooni keskväärtustest.
- 2) T. Preisi töös kirjeldatud kauplemisstrateegia sisendi komponendiks ΔT oli kolme erineval perioodil alla laetud trendi keskväärtus. Käesolevas töös kasutati 14.04.2015 allalaetud trende.
- 3) Google normaliseerib trende. Näiteks, kui tekib uus rekord arv otsinguid kasutatud otsingusõnale, normaliseeritakse ajaloolisi väärtusi uue rekordi suhtes.
- 4) T. Preisi töös oli täpsustamata, kuidas toimitakse juhul kui sisendi väärtus on 0.
- 5) Katse tulemusel saadi 2004-2011 perioodi lõpus kumulatiivseks tulumääraks strateegiale S_t 197%. Kumulatiivsed tulumäärad toodud (Tabel 2). Erinevus juhuslikust protsessist 86% (Joonis 15). Samal perioodil kõrgeim tulumäär oli strateegial S_{t-1} , 350%.

Kauplemisstrateegiate kumulatiivsed tulumäärad

Periood	S_t	$S(t-1)$	$S(t-2)$	Osta-hoia strateegia	Juhuslik strateegia
2004-2011	1,96688	3,502197	0,444485	1,011889	1,102715
2008-2010	1,863821	2,69659	0,554525	0,822009	1,087992
2004-2014	1,875053	5,069527	0,571049	1,431836	1,162941
2011-2014	0,912941	1,409593	1,293048	1,479928	1,056913
2014	1,027052	1,041195	0,924501	1,090704	1,011052

Tabel 2. Allikas: autori arvutused (Google Trends) (Yahoo Finance)



Joonis 15. Allikas: Autori arvutused (Yahoo Finance) (Google Trends)

Märkimise teel leiti, et mitmel juhul pakkusid strateegiad turu suuna õigesti. 2008.a. võlakriisi perioodil andis täpsemaid hinnanguid S_{t-1} lühikeste positsioonide võtmiseks (Tabel 3).

Strateegiate õigete hinnangute osakaal turu languse korral

Period	St	S(t-1)	S(t-2)
2004-2011	49,71%	55,62%	49,71%
2008-2010	54,42%	59,86%	47,62%
2004-2014	49,63%	54,00%	50,19%
2011-2014	48,74%	50,75%	51,26%
2014	52,00%	56,00%	42,00%

Tabel 3. Allikas: autori arvutused (Google Trends) (Yahoo Finance)

Turu kasvu ajal suutsid mudelid vähematel juhtudel prognoosida turu järgnevate perioodide turu muutust. Näiteks kui strateegia St puhul turu languse ajal oli õigete prognooside osakaal 2014.a. 66,67%, siis pikkade positsioonide võtmise prognoosidest vaid 38,46% olid täpsed (Tabel 4).

Strateegiate õigete hinnangute osakaal turu kasvu korral

Periood	St	S(t-1)	S(t-2)
2004-2011	48,37%	51,30%	48,68%
2008-2010	53,62%	60,29%	50,72%
2004-2014	49,59%	51,85%	50,83%
2011-2014	51,65%	52,75%	54,44%
2014	66,67%	62,50%	41,67%

Tabel 4. Allikas: autori arvutused (Google Trends) (Yahoo Finance)

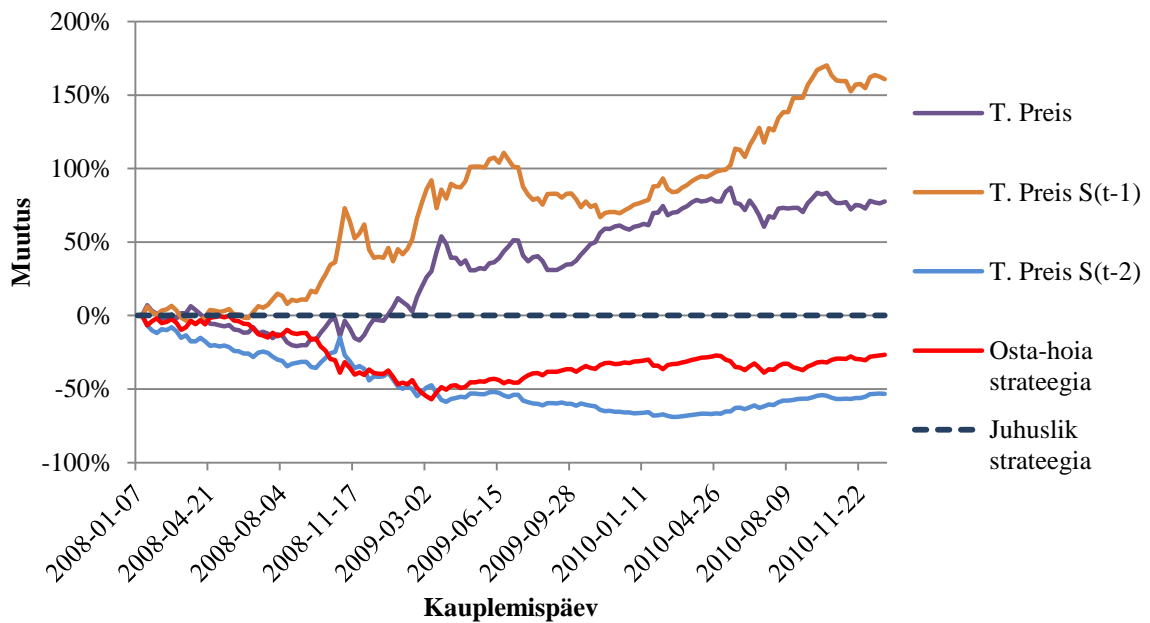
Kogu valimi (languse ja kasvu) osakaaludest võib järeldada, et täpseimad prognoosid olid strateegial S(t-1). Kõikide mudelite puhul oli õigete hinnangute määr ajas kahanev. Näiteks: S(t-1) puhul 2004-2011, 59,07%; 2011-2014, 49,07% (Tabel 5).

Strateegiate õigete hinnangute osakaal kogu valimist

Periood	St	T. Preis S(t-1)	T. Preis S(t-2)
2004-2011	50,77%	59,07%	50,52%
2008-2010	55,13%	59,49%	44,87%
2004-2014	49,66%	55,78%	49,66%
2011-2014	46,30%	49,07%	48,62%
2014	38,46%	50,00%	42,31%

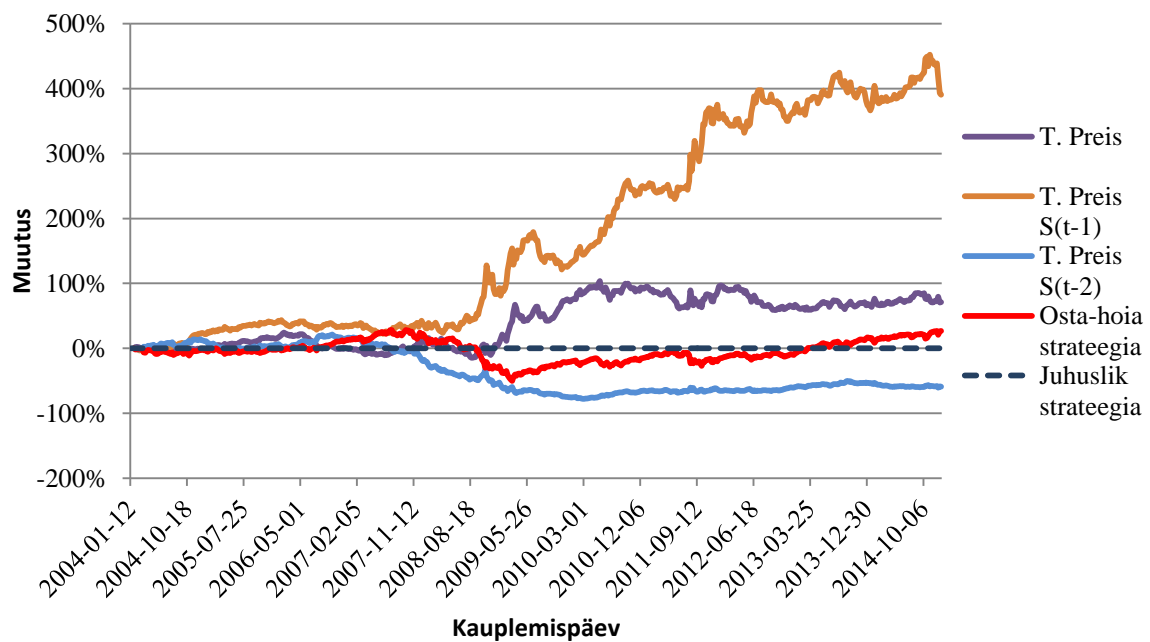
Tabel 5. Allikas: autori arvutused (Google Trends) (Yahoo Finance)

Iga strateegia kohta arvutati keskväärtuse testid, mille käigus testiti strateegiat osta-hoia strateegiaga ning juhusliku strateegiaga. Testide tulemusena 95% tõenäosusega on tulumäärad strateegiatel St, S(t-1) ja S(t-2) erinevad.



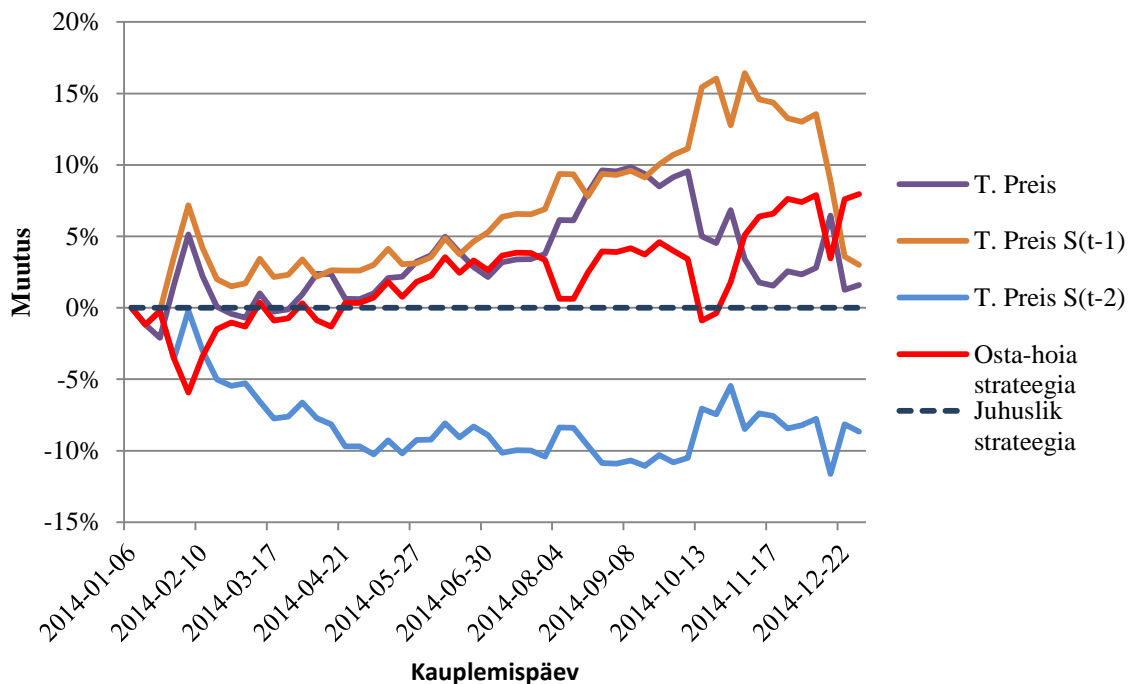
Joonis 16. Kumulatiivsed tulumäärad juhusliku strateegia tulumäärade suhtes (autori koostatud) (Yahoo Finance) (Google Trends)

Perioodi 2004-2014 kohta koostatud diagrammilt võib näha, et kumulatiivsed tulumäärad on oluliselt suuremad S(t-1) strateegia puhul. Kõige kehvemad tulemused saavutati strateegiaga S(t-2)



Joonis 17. Kumulatiivsed tulumäärad juhusliku strateegia suhtes 2004-2014

2014.a. aastased tulumäärad kõigi strateegiade kohta näitavad, et kõige hilisemal perioodil lööb osta-hoia kõiki strateegiaid. Sellelt graafikult on ka hästi näha, kuidas hüpoteetiline strateegia $S(t-1)$ suutis osadel juhtudel ennetada turu langust ning võtta pika positsiooni. Kontrollisime, kas osta-hoia lööb ka strateegiaid perioodil 2011-2014.



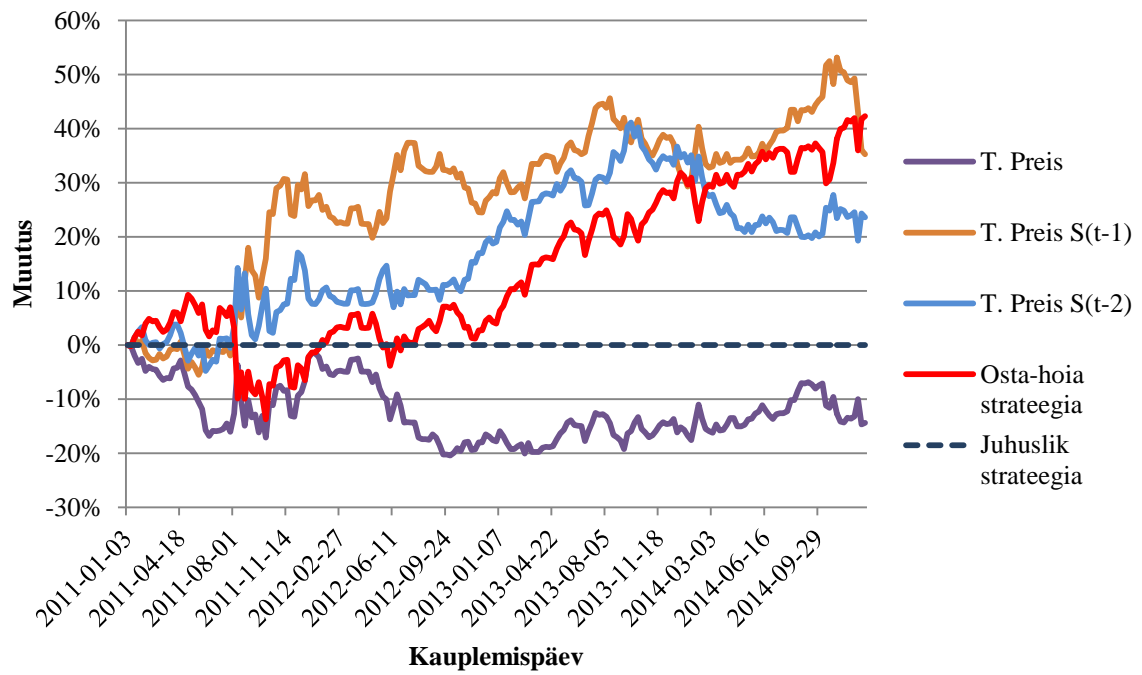
Joonis 18. Kumulatiivsed tulumäärad juhusliku strateegia suhtes 2014

Hüpoteesi testide tulemustest järeldati, et kõikide strateegiade tulumäärad on oluliselt erinevad ($|T| >$ kriitiline väärtus) (vähemalt 5% ja 95% tõenäosusega).

Hüpoteesi testide kriitilised väärtused ja t-statistik

periood	Võrdlusobjekt		St	S(t-1)	S(t-2)
2004-2014	Osta-hoia	t Stat	-35,29	-34,239	-36,76
		Kriitiline (kahepoolne)	1,96205	1,96205	1,96205
	Juhuslik	t Stat	-35,605	-34,552	-37,08
		Kriitiline (kahepoolne)	1,96205	1,96205	1,96205
2004	Osta-hoia	t Stat	-15,712	-15,707	-16,331
		Kriitiline (kahepoolne)	1,98397	1,98397	1,98397
	Juhuslik	t Stat	-15,454	-15,447	-16,071
		Kriitiline (kahepoolne)	1,98397	1,98397	1,98397

Tabel 6. Allikas: autori arvutused



Joonis 19. Kumulatiivsed tulumäärad juhusliku strateegia suhtes 2011-2014

3.5 Järeldused

Autori hinnangul on alust tuletada katsete tulemustest, et mudelite tulumäärade suhe juhuslikku protsessiga ja osta-hoia strateegiaga viitab seostele otsingute mahu ja turu hinna liikumise vahel.

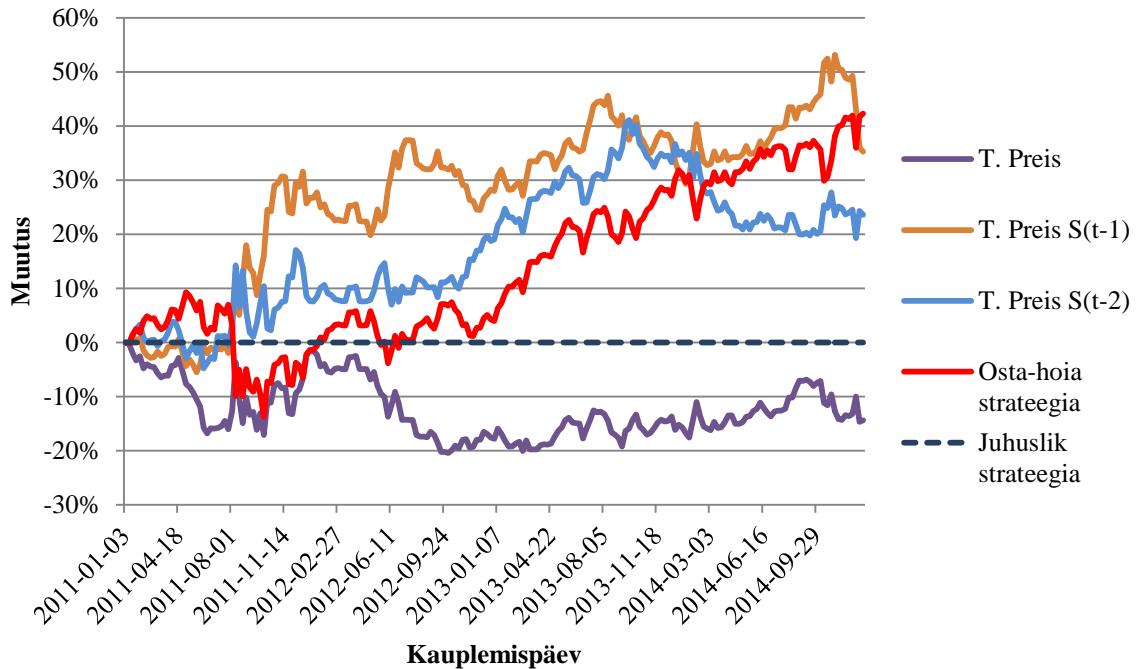
- 1) Kahe hüpoteetilise kauplemismudeli kumulatiivsed tootlused perioodil 2004-2011 näitasid märkimisväärselt suuremat tootlust kui osta-hoia ja juhuslikul strateegial põhinev mudel. Trend suutis olulistel juhtudel anda signaali pikkade ja lühikeste positsioonide võtmiseks. Kui vaadelda eraldi perioode eraldi siis
- 2) Märkimistestist järeldati, et osakaal õigetest prognoosidest enim esines turu languse korral. Ka fakt, et regressioonimudel ei sobinud trendidel põhinevat strateegiat iseloomustama on ehk tõestus, et tegemist pole lineaarse protsessiga.
- 3) Erinevate perioodide tulumäärade keskväärtused erinesid pakutud strateegiatel oluliselt (95% tõenäosusega >5%) osta-hoia ja juhusliku sisendiga strateegia keskväärtustest.

Ehk enne kauplemist otsivad turu osalised infot (Simon, 1955). Peale info kogumist tehakse info põhjal järeldused. Kui sel momendil ühtegi suurt uudist pole avaldatud, käituvad turuosalised üksteise suhtes juhuslikult. Olulise uudise avalikustamisel hakkavad turul osalised käituma sarnaselt (karjaefekt). Tihti selle tulemusena hind kas kasvab või kahaneb.

Autorile jääb küsimus: „Kas turg on korrigeerinud arbitraaživõimaluse?“ T. Preis on oma töö tulemusi esitlenud juba 2011.a. (Preis, 2011) ja seega 2015.a. peaks olema turg selle korrigeerinud olematuks:

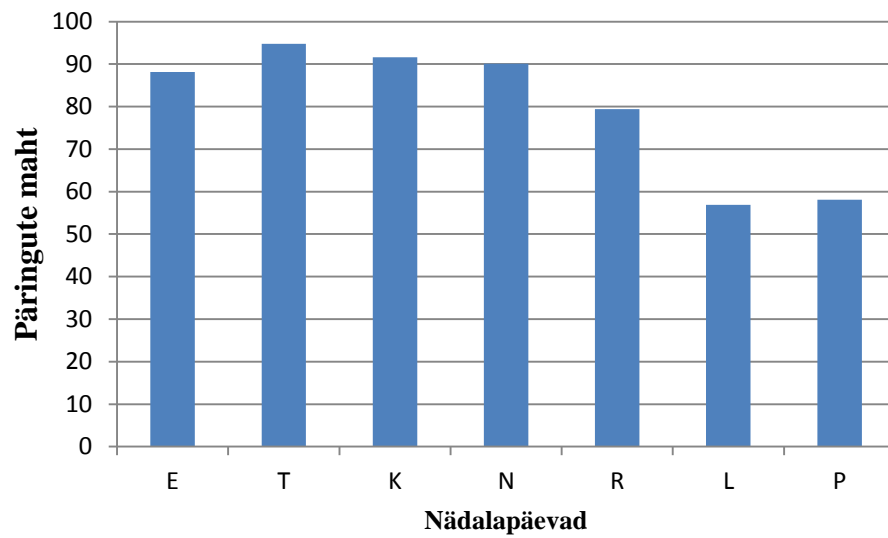
- 1) Kindlasti tuleb ära märkida, et analüüs ei peegelda kogu pilti kuna põhines päeva sulgemishindadel. Kui rakendada tehinguid turul, realiseerub tehingule kindlasti erinev hind kui päevasulgemishind.
- 2) Kas üheks põhjuseks võib olla, et kiiresti arenevate tehnoloogiliste lahenduste pakutavaid võimalusi alles avastatakse ning sotsiaalmeedia ja otsingumootorite tulemuste kasutamine turul võib pakkuda eelise?

Turg on viimaste aastatega (2011-2014) võtnud arvesse avaldatud trendi perioodil t ning liigub selle suunas suures mahus (Joonis 19)



Joonis 19. . Kumulatiivsed tulumäärad juhusliku strateegia suhtes 2011-2014

- 3) Võimalik, et sellest tulenevalt ei saavutata strateegiaga S_t sama tulemust mis sai T . Preis oma töös perioodil 2004-2011. Kas see omakorda võib avada võimaluse strateegiale $S(t-1)$? Ehk, kui teame, et enamus teeb tehinguid S_t strateegia põhiselt, saab strateegiaga $S(t-1)$ ennustada S_t strateegia kasutajate käitumist. Jooniselt 20 on näha, et päringuid märksõnale „debt“ teostatakse laupäevaga võrreldes teostatakse kolmapäeval päringuid otsinguid 61% rohkem. Tehti päring Google'i otsingumootoris, „Google Trends download limit“, mille peale tagastati hulk foorumite vestlusi, kus arutatakse, kui kiiresti saab päringute maht Google Trends keskkonnas täis. See viitab sellele, et paljud kasutajad kasutavad Google Trende. Ning kui vajadus tekib trendide allalaadimise automatiseerimiseks, võib see viidata kauplejate info kogumisele.



Joonis 20. Suhteline keskmine päringute maht märksõnale "debt" 18.02.2015-15.05.2015.
Allikas: Google Trends

- 4) Tegemist võib olla vaatluse efektiga ehk et sündmuse toimumisest saame aru alles pärast selle toimumist.

KOKKUVÕTE

Ühest küljest võiks väita, et efektiivse turu hüpotees justkui liialdaks, et kogu oluline informatsioon kajastub aktsia hinnas ja et turud on efektiivsed. Samas, kui arvestada kõiki erinevaid faktoreid, mis mõjutavad turge ja kui palju on vabaduse astmeid turu hinna kujunemisel, võib väita, et enamasti juhtudel hüpotees kehtib. Näiteks, kui turul suuri uudiseid ei ole, on aktsiahindade liikumine eelmise hinna suhtes juhuslik. Oluliste uudiste ilmnemisel võtavad kõik turu osalised sama suuna ja seega kiirendavad hinna liikumist.

Võrkude ja võrgustike seoste ja osaliste uurimine võib viia teadmiseni, millised sõlmed mõjutavad kauplejate otsuste kujunemist (sisemised ja välimised tegurid) ja seeläbi tellimuste kuhjumist. Sotsiaalvõrgustike uurimise headeks külgedeks on, et neid kasutatakse tihti ja palju ning kasutuse andmeid on suhteliselt lihtne kätte saada. Andmed on olemas ja neid ei pea eraldi koguma ning arvutusjõudluse ja selle hinna suhe on langenud oluliselt. Ja kui teame, milliste sõlmede mõjul aktsiaturgudel tellimused kuhjuvad, ehk seletab see ka sarnaseid nähtusi muudes valdkondades: Füüsikas (näiteks osakeste volatiilsuse järsk kasv kriitilise temperatuurile lähenedes ning sujuv langus pärast kriitilise punkti saavutamist), tarneahelates (piitsaeft, Fukushima mõju elektroonika tööstusele) ja paljudes teistes valdkondades.

Sündmuse efekt ilmneb alles tagant järele, mõõtes esialgseid andmeid ja hilisemaid andmeid. Üheks näiteks võib tuua aine osakeste spinni mõõtmisel mõõtmismeetod ise võib avaldada mõju subjektile, mis omakorda muudab tulemust.

Siit ka võimalus, et kui võrgustike uurimisel oluliste sõlmede jälgimisel võib vaatlusefekt põhjustada fenomeni, kus sündmust ei toimu. Ehk kui vaatleme ja kajastame olulise mõjuga sõlmi, siis volatiilsuse äkilist kasvu saab ära hoida andes hinnangu põhjuse adekvaatsusele? Võibolla aitaks see aktsiaturgudel ära hoida ülereageerimist. Sellest hoolimata jääb alles riski teine pool, mis on seotud ettevõtete juhtimisega (agendiprobleem, huvide konflikt ning tulemuste õigesti ja õiglasest kajastamine).

Näide tarneahela puhul. Sisseostu puhul arvestab ettevõtte X, et iga täiendava tarnija lisandumisel võiks mõju hinnale olema (või siis iga tarnija väärtuslisandi vähenemine) 10% . Lepingud sõlmitakse teatud perioodiks. Eeldatakse, et risk on väiksem kui tarnijaid on mitu. Tarnijad omakorda seavad sellejärgi tootmisvõimekuse ja lepingud teise ringi tarnijatega, ning loovad puhvrid tarnetingimuste tagamiseks. Teatud ringist hakkab tarnijate arv vähenema, kuna näiteks maavarasid kaevandavate või kapitalimahukate töötlevate ettevõtete ring on väike. Kui ettevõttele X laekuvad tellimused suure volatiilsusega, tekib resonants terves ahelas. Resonantsi võimendavad puhvrid ja viide kogu ahelas. Kuna viimase ringi tarnijate võimalused on füüsiliselt piiratud (maavarade saadavus või operatsioonide laiendamine aja ja kapitalimahukas) peegeldub see energia tagasi. See omakorda tekitab olukorra, kus saadaolevat tooret hakatakse turult üles ostma ja üle pakkuma üksteise pakutud hindasid tootmisvõimekusele. Kuid selleks ajaks kui toorme tarned on suurenenud, on turg juba reageerinud ning nõudlus on võibolla juba alternatiivkaubale liikunud. Teguriteks on viide, puhvrid ning toorme saadavus. Toorme saadavust on keeruline reguleerida, puhvreid saab reguleerida, kuid kõige olulisem tegur siin on viide. Ka varasemates töodes on viidatud, et keskpangad ja riigiasutused avaldavad andmeid liiga harva ning sotsiaalmeedia ja otsingumootorite vaatlemine on lihtsam. Arvestades arvutusjõudluse kasvu ja arvuti komponentide hinna langust, piisab täna tavalise lauaarvuti arvutusvõimsusest piisab, et teha sekundite jooksul analüüs kõigile teguritele tarneahelas leidmaks parima mudeli käitumiseks. Analüüs aitaks vältida resonantsi võimendust ning valida kõige optimaalsema lahenduse.

Sama võiks rakendada ka turgude puhul. Hetkel kui vaatame aktsiaturge siis viidet on vähendatud vaid esmatasandil läbi kõrgsagedusliku kauplemise. Positiivne külg on likviidsuse kasv. Negatiivne külg on võimendatud resonants mikrosekundi tasandil.

Kui me läbi võrgustike uurimise jõuame jälile, mis tekitab esmatasandil volatiilsust ja seda läbi investorite hinnangute ja karjakäitumise, siis võrgustike analüüs tarneahelas võiks vähendada resonantsi võimendust fundamentaaltasandil.

Kui õnnestuks vähendada viidet ettevõtete tulemuste raporteerimisel (raporteerimine toimuks kvartaalse asemel kuiselt), saaks ka vähendada fundamentaalandmete esitamise ajastamisest tulenevat resonantsi võimendust. Ja võibolla võiks lisada majandusaruandesse võrgustike tervist kirjeldavaid suhtarve. Seda enam, et keskmine ettevõtete elukaar on vähenenud 20 aastani, uued suuretted sünnivad paari aastaga, ettevõtted surevad 9 kuuga ja uute toodete turuletoomine peab juhtuma vähemaga kui 9 kuuga.

Läbi kauplemismudeli ja märkimisteisti leiti, et turu ja Google'i otsingusõna „debt“ mahu vahel on seos, mis võib viidata karjaefekti tekkimisele.

Otsingusõna olulisus turu kontekstis võib olla seotud 2008.a. võlakriisiga. Ehk mudel selle otsingusõnaga ei pruugi järgmise kriisi puhul töötada. Erinevate sündmuste puhul võivad osutada oluliseks erinevad päringud.

Üheks ohuks sotsiaalvõrgustike ja otsingumootorite tulemuste kasutamisel sisendina on spekulatsiooni risk. Näiteks robotid teevad sihilikult päeva jooksul päringuid erinevatelt aadressidelt üle maailma, et kasvatada mahtu. Google'i trendide puhul võetakse arvesse üks otsing IP ja seadme ja kasutaja kohta, mis teeb spekulatsioonidele keerulisemaks.

SUMMARY

One could say that efficient market hypothesis is exaggerated in means of market price fully incorporating all relevant information and therefore the markets are efficient. Then again, when considering all factors that affect markets during price discovery, and considering the result, in most the hypothesis holds. For example, if there's no big news on the market, the process of developing consequent price could be described as random. When new important events or news appear, all market participants take the same direction and therefore speed up the price change.

Study on networks and it's participants could lead us to discovery of which nodes influence development of each trader's decision (internal and external factors) and therefore provide an insight to volatility clustering. Data is there and price of computing power has dropped significantly. By learning about the effects of clustering in financial markets, it could lead to discoveries in other fields: physics -particles volatility increase while temperature nears critical point and slow decay after, bullwhip effect in supply chain, impact of Fukushima catastrophe to electronics industry, etc.

Observer effect is a phenomenon that when observed, the event does not take place. Happening of the event can only be seen when looking at the historic data and comparing it to latest measurements. One example could be measuring the spin of a particle where measurement tools and methods are interacting with the subject.

Therefore it could be an opportunity to cause an observer effect while observing and reflecting networks and it's most important nodes. Maybe it could help to prevent the financial crises or decrease the impact at least. Even if that would give results, the other dimension of the issue related to managing entities remains (agent problem, conflicting interests, principle of disclosure).

Supply chain example. Company X procurement considers that price with every additional supplier, the price of the product will decrease 10%. Contracts are settled for fixed period. It is assumed, that every additional supplier will decrease the risk of supply shortage.

Suppliers of company X will set up their supply chains (contracts with 2nd tier and buffer levels). From certain tier down in the supply chain the number of suppliers starts to decrease. This is due to that there are fewer mining companies and capital intensive raw material processing companies. If company X receives orders with high variances, the resonance carries out to the lowest level in the supply chain, amplified by buffers and lag. As the capacity of raw material suppliers is limited, expansion is time consuming and requires a lot of resource, the energy will be amplified even further. By the time the lowest tier moves, the customer of company X might have moved to alternative product and now the problem is assets tied to huge stocks and no demand. Main variables are lag, buffers and availability of raw materials. It's difficult to adjust the raw material supply and easier to control buffers. The main focus here is the lag. Varian and Choi also point out that we receive information about now too late. But the opportunity is here now. It would take seconds for a regular computer to calculate all factors in supply chain to figure out the best way to go and avoid amplification of past information.

Same approach can be applied to markets. When we observe stock markets then lag is decreased on main level only by high voltage trading. In such case positive side is the increase of liquidity. Negative side-effect is amplified resonance on microsecond level.

If by researching the networks we track the reason what creates volatility through investors' opinions and herd effect on basic level then analysis of networks might decrease amplification of resonance on fundamental level.

If decreasing lag when reporting company's economic results (instead on quarterly reports, monthly reports) would be achievable then it would be possible to reduce the amplification of resonance due to timing of fundamental data. Maybe it would be helpful to add ratios describing the health of networks to economic report. Considering that average company's life cycle has decreased to 20 years, big corporations are created in several years (Xiaomi), companies disappear in 9 months and new products must be introduced on market in less than 9 months, this can be considered important.

Through trading model and tests it was found that there is correlation between market and the volume of search term „Debt“ that can explain herd effect.

The relevance of search terms can be linked with the 2008 financial crisis model with the same search term might not predict the next crisis. In case of different events different terms might be relevant.

When using social networks and search engine results as input to making decisions then there is a threat of speculation. For example, robots are manipulated to make same queries from all over the world to increase the volume of the same search term. Google trends takes into account one query per IP, device and user which makes it more difficult for the robots.

VIIDATUD ALLIKAD

- Alajbeg D., B. Z. (2011). The efficient market hypothesis: problems with interpretations of empirical tests. *Financial theory and practice, Vol. 36*.
- Alanyali, M., Moat, H. S., & Preis, T. (2013). Quantifying the Relationship Between Financial News and the Stock Market. *Scientific Reports 3, Article number: 3578*.
- Anderson, A., Huttenlocher, D., Kleinberg, J., & Leskovec, J. (2012). Effects of User Similarity in Social Media. *WSDM '12 Proceedings of the fifth ACM international conference on Web search and data mining, 703-712*.
- Avery, C., & Zemsky, P. (1998). Multidimensional Uncertainty and Herd Behavior in Financial Markets. *The American Economic Review, Vol. 88, No. 4, 724-748*.
- Barber, B. M., Odean, T., & Zhu, N. (2005). Do Noise Traders Move Markets? *EFA 2006 Zurich Meetings Paper* .
- Behavioral Economics*. (29. 04 2015. a.). Kasutamise kuupäev: 05. 05 2015. a., allikas Wikipedia: http://en.wikipedia.org/wiki/Behavioral_economics
- Bloomfield, R., O'Hara, M., & Saar, G. (2009). How Noise Trading Affects Markets: An Experimental Analysis. *Review of Financial Studies, 22 (6)*.
- Bollen, J., Mao, H., & Zeng, X. (2011). Twitter mood predicts the stock market. *Journal of Computational Science, 2(1), 1-8*.
- Bordino I., B. S. (2012). Web Search Queries Can Predict Stock Market Volumes. *PLoS ONE 7(7)*.
- Choi H., V. H. (2012). Predicting the Present with Google Trends. *Selected Papers from the 40th Australian Conference of Economists Vol. 88*.
- Christakis, N. A., & Fowler, J. H. (2009). *Connected: The surprising power of our social networks and how they shape our lives*. New York: Little, Brown and Company.
- Curme, C., Preis, T., Stanley, H. E., & Moat, H. S. (2014). Quantifying the semantics of search behavior before stock market moves. *PNAS, Vol. 11, No. 32*.
- Daas P. J. H., P. M. (2014). Social Media Sentiment and Consumer Confidence. *Statistics Paper Series no 5*.

- Dedu, V., Sebastian, T. C., & Turcan, R. (2011). A behavioral approach to the global financial crisis. *Annals of Faculty of Economics, issue 2*, 340-346.
- Fama E. F., F. L. (1969). The Adjustment Of Stock Prices To New Information. *International Economic Review, Vol. 10, No. 1*, 1-21.
- Fama, E. F. (1963). Mandelbrot and the Stable Paretian Hypothesis. *The Journal of Business, Vol. 36, No. 4*, 420-429.
- Fama, E. F. (1965). Behavior of Stock-Market Prices. *The Journal of Business, Vol. 38, No. 1*, 34-105.
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance, vol. 25 (2)*, 383-417.
- Fama, E. F. (1998). Market efficiency, long-term returns, and behavioral finance. *Journal of Financial Economics 49*, 283-306.
- Fama, E. F. (11. Aug 2009. a.). Fama on Market Efficiency in a Volatile Market.
- Fama, E. F. (2012). Efficient Capital Markets: A Review of theory and empirical work. *The Journal of Finance, Vol. 25, Issue2*, 383-418.
- Ginsberg J., M. M. (2008). Detecting influenza epidemics using search engine query data. *Nature, 457*, 1012-1014.
- Google Trends. Kasutamise kuupäev: 04. April 2015. a., allikas <https://www.google.com/trends/>
- Google Trends. (05. May 2015. a.). Kasutamise kuupäev: 11. May 2015. a., allikas Wikipedia: http://en.wikipedia.org/wiki/Google_Trends
- Hendershott T., J. C. (2011). *Does Algorithmic Trading Improve Liquidity?* The Journal of Finance, Vol. 66, Issue 1.
- Herd Instinct. Kasutamise kuupäev: 05. April 2015. a., allikas Investopedia: <http://www.investopedia.com/terms/h/herdinstinct.asp>
- Jurkatis, S., Kremer, S., & Nautz, D. (2012). Correlated Trades and Herd Behavior in the Stock Market.
- Kõomägi, M. (2006). *Ärirahandus*. Tartu: Tartu Ülikooli Kirjastus.
- Lee H. L., P. W. (1997). Information Distortion in a Supply Chain: The Bullwhip Effect. *Management Science, Vol. 43, No. 4, Frontier Research in Manufacturing and Logistics*, 546-558.

- Lintner, J. (1956). Distribution of Incomes of Corporations Among Dividends, Retained Earnings, and Taxes. *The American Economic Review*, 97-113.
- Liu, Y., Chen, Y., Wu, S., Peng, G., & Lv, B. (2015). Composite leading search index: a preprocessing method of internet search data for stock trends prediction. *Annals of Operations Research*.
- Malkiel, B. G. (2003). The Efficient Market Hypothesis and Its Critics. *Journal of Economic Perspectives—Volume 17, No 1.*, 59 – 82.
- Masters of Finance: Richard Roll*. (9. Aug 2009. a.). Kasutamise kuupäev: 04. May 2015. a., allikas Youtube: <https://www.youtube.com/watch?v=ma7W4Iqfctc>
- McCallum, J. C. (14. May 2015. a.). *Memory Prices (1957-2015)*. Allikas: <http://www.jcmit.com/memoryprice.htm>
- McKeehan, L. W. (1925). A Contribution to the Theory of Ferromagnetism. *Physics Review*, Vol. 26.
- Mindlin, D. (2011). *On the Relationship between Arithmetic and Geometric Returns*.
- Moosaa, I., & Vaz, J. (22. October 2014. a.). Why is it so difficult to outperform the random walk? *Applied Economics*, 406.
- Nanto D. K., C. W. (2011). *Japan's 2011 Earthquake and Tsunami: Economic Effects and Implications for the United States*. Congressional Research Service.
- Noise Trader*. Kasutamise kuupäev: 02. 05 2015. a., allikas Investopedia: <http://www.investopedia.com/terms/n/noisetrader.asp>
- Preis T., M. S. (2013). Quantifying Trading Behavior in Financial Markets Using Google Trends. *Scientific Reports* 3.
- Preis T., R. D. (2010). Complex dynamics of our economic life on different scales: insights from search engine query data. *The Royal Society Publishing*.
- Preis T., S. H. (2010). Switching Phenomena in a System with No Switches. *Journal of Statistical Physics*, Vol. 138, Issue 1-3, 431-466.
- Roll, R. (1984). Orange Juice and Weather. *The American Economic Review*, Vol. 74, No. 5, 861-880.
- Roos A., N. M. (2012). *Finantsturud ja -institutsioonid*. Tartu Ülikooli Kirjastus.
- Sarapultsev, A., & Sarapultsev, P. (2014). Novelty, Stress, and Biological Roots in Human Market Behavior. *Behavioral Sciences*, 4(1), 53-69.
- Sewell, M. (2011). *History of the Efficient Market Hypothesis*. Research Note.

- Sharma, S., & Bikhchandani, S. (2000). Herd Behavior in Financial Market: A Review. *IMF Working Paper No. 00/48*.
- Shiller, R. J. (2003). From Efficient Markets Theory to Behavioral Finance. *The Journal of Economic Perspectives, Vol. 17, No. 1*, 83-104.
- Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice. *Quarterly Journal of Economics, vol. 69*, 99-118.
- StockTwits: AAPL*. Kasutamise kuupäev: 21. May 2015. a., allikas StockTwits: <http://stocktwits.com/symbol/AAPL?q=aapl>
- TEDxZurich - Tobias Preis - Bubble Trouble*. (18. Oct 2011. a.). Kasutamise kuupäev: 05. 04 2015. a., allikas Youtube: https://www.youtube.com/watch?v=fJWi_6s10nw
- Understanding the Financial Crisis*. (25. Feb 2009. a.). Kasutamise kuupäev: 05. May 2015. a., allikas Youtube: <https://www.youtube.com/watch?v=ScMLpqOvyVQ>
- Verheyden, T. (2013). Towards a new framework on efficient markets.
- Yahoo Finance*. Kasutamise kuupäev: 04. April 2015. a., allikas <http://finance.yahoo.com/>

LISAD

Lisa 1. Trendi hinnangute osakaal valimist

	soovitus	T. Preis	T. Preis S(t-1)	T. Preis S(t-2)	Osta-hoia strateegia
2004-2011		short			
Õigeid hinnanguid		74	79	74	84
Valim		153	154	152	153
Hinnang puudus		22	22	22	22
Õigete märkimiste osakaal valimist		48,37%	51,30%	48,68%	54,90%
2004-2011		long			
Õigeid hinnanguid		99	114	98	109
Valim		195	193	194	195
Hinnang puudus		22	22	22	22
Õigete märkimiste osakaal valimist		50,77%	59,07%	50,52%	55,90%
2008-2010		short			
Õigeid hinnanguid		37	41	35	34
Valim		69	68	69	69
Hinnang puudus		22	22	22	22
Õigete märkimiste osakaal valimist		53,62%	60,29%	50,72%	49,28%
2008-2010		long			
Õigeid hinnanguid		43	47	35	43
Valim		78	79	78	78
Hinnang puudus		22	22	22	22
Õigete märkimiste osakaal valimist		55,13%	59,49%	44,87%	55,13%
2004-2014		short			
Õigeid hinnanguid		120	126	122	138
Valim		242	243	240	242
Hinnang puudus		22	22	22	22
Õigete märkimiste osakaal valimist		49,59%	51,85%	50,83%	57,02%
2004-2014		long			
Õigeid hinnanguid		147	164	147	161
Valim		296	294	296	296
Hinnang puudus		22	22	22	22

Õigete märkimiste osakaal valimist	49,66%	55,78%	49,66%	54,39%
2011-2014 short				
Õigeid hinnanguid	47	48	49	54
Valim	91	91	90	91
Hinnang puudus	22	22	22	22
Õigete märkimiste osakaal valimist	51,65%	52,75%	54,44%	59,34%
2011-2014 long				
Õigeid hinnanguid	50	53	53	58
Valim	108	108	109	108
Hinnang puudus	22	22	22	22
Õigete märkimiste osakaal valimist	46,30%	49,07%	48,62%	53,70%
2014 short				
Õigeid hinnanguid	16	15	10	16
Valim	24	24	24	24
Hinnang puudus	22	22	22	22
Õigete märkimiste osakaal valimist	66,67%	62,50%	41,67%	66,67%
2014 long				
Õigeid hinnanguid	10	13	11	14
Valim	26	26	26	26
Hinnang puudus	22	22	22	22
Õigete märkimiste osakaal valimist	38,46%	50,00%	42,31%	53,85%

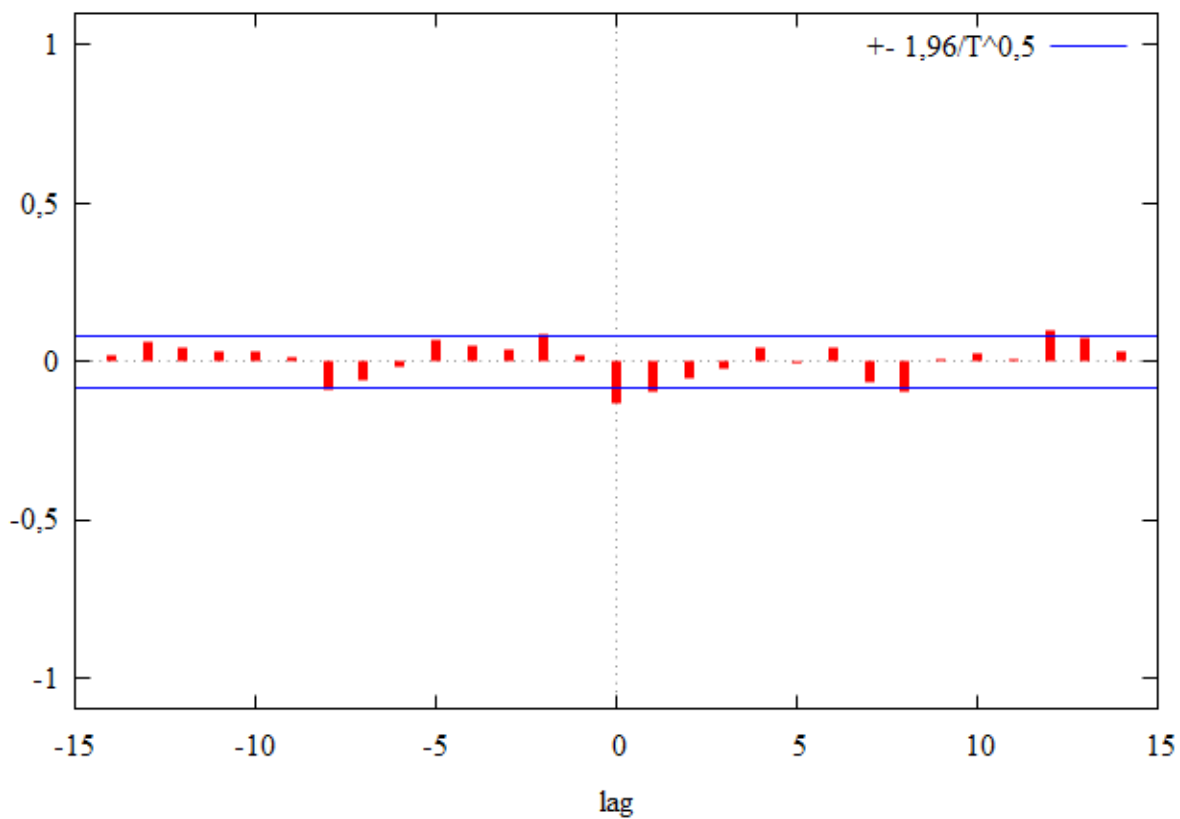
Allikas: Autori arvutused

Lisa 2. Pooleaastased tulumäärad

trade_date	T. Preis	T. Preis S(t-1)	T. Preis S(t-2)	Osta-hoia strateegia	Juhuslik
2004-06-28	0,988271694	1,068958753	1,081520784	0,964748623	1,014757524
2004-12-27	1,0274533	1,189560532	1,042875997	1,050598504	1,003677102
2005-06-27	1,098415703	1,084551546	0,912936815	0,955958304	1,008103114
2005-12-27	1,041228007	1,051269558	1,042165742	1,037752876	0,992783189
2006-06-26	0,964845236	0,958912723	1,057137532	1,015704226	1,002847574
2006-12-26	0,896417409	1,006500184	1,058373743	1,10263803	0,986924836
2007-06-25	0,908095112	0,929400651	0,888835691	1,066817918	0,991950762
2007-12-31	1,256465128	1,098123675	0,812624307	0,972494858	1,008542049
2008-06-30	0,88266013	1,067961943	0,750828367	0,875432449	1,00340805
2008-12-29	1,11347103	1,345997146	0,811421973	0,729473336	1,026491965
2009-06-29	1,46715484	1,416291473	0,784543877	0,928519077	1,02350999
2009-12-28	1,067148259	0,882765371	0,783558238	1,259319236	1,011745642
2010-06-28	1,045068281	1,283919039	1,097606112	0,951525776	1,005529678
2010-12-27	1,102779883	1,191921609	1,185427149	1,179954972	1,002411705
2011-06-27	0,846430958	0,992829395	0,974926541	1,029090056	1,00542247
2011-12-27	1,210398258	1,314097403	1,115561676	0,956210787	1,043444348
2012-06-25	0,908439624	1,043505224	1,000788482	1,005168113	1,001918066
2012-12-31	0,954646708	0,939566171	1,069824537	1,016315136	0,993974634
2013-06-24	0,979672753	1,035709929	1,032467168	1,093022645	1,000184267
2013-12-30	1,004758202	0,948630501	1,065735562	1,09935619	0,997519797
2014-06-30	1,01708254	1,048475549	0,906354515	1,021751058	0,99545188
2014-12-29	0,998148178	0,981595485	1,032071886	1,055165627	1,013944765

Allikas: Autori arvutused

Lisa 3: Korrelatsioonid ΔT ja viitega osta-hoia strateegia vahel



Korrelatsioonid ΔT ja viitega osta-hoia strateegia vahel

Lisa 4: Regressioonmudeli tulemused

Model 4: OLS, using observations 2004-01-19:2015-03-30 (T = 585)
 Dependent variable: bh_log_ret1

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>t-ratio</i>	<i>p-value</i>	
const	0,000926852	0,000970848	0,9547	0,3401	
deltaT	-0,00059915	0,000186642	-3,2102	0,0014	***
2					
Mean dependent var	0,000937	S.D. dependent var		0,023668	
Sum squared resid	0,321457	S.E. of regression		0,023482	
R-squared	0,017369	Adjusted R-squared		0,015684	
F(1, 583)	10,30521	P-value(F)		0,001400	
Log-likelihood	1365,574	Akaike criterion		-2727,147	
Schwarz criterion	-2718,404	Hannan-Quinn		-2723,740	
rho	-0,133305	Durbin-Watson		2,266253	

LM test for autocorrelation up to order 14 -

Null hypothesis: no autocorrelation

Test statistic: LMF = 1,69877

with p-value = $P(F(14,570) > 1,69877) = 0,0519764$

Model 6: OLS, using observations 2008-01-07:2010-12-27 (T = 156)
 Dependent variable: bh_log_ret

	<i>Coefficient</i>	<i>Std. Error</i>	<i>t-ratio</i>	<i>p-value</i>	
const	-0,00099275	0,0027256	-0,3642	0,7162	
8					
deltaT	-0,00230123	0,00108377	-2,1233	0,0353	**
Mean dependent var	-0,000885	S.D. dependent var		0,034420	
Sum squared resid	0,178409	S.E. of regression		0,034037	
R-squared	0,028444	Adjusted R-squared		0,022135	
F(1, 154)	4,508613	P-value(F)		0,035323	
Log-likelihood	306,9811	Akaike criterion		-609,9621	
Schwarz criterion	-603,8624	Hannan-Quinn		-607,4847	
rho	-0,157235	Durbin-Watson		2,309473	

LM test for autocorrelation up to order 14 -

Null hypothesis: no autocorrelation

Test statistic: LMF = 0,965562

with p-value = $P(F(14,140) > 0,965562) = 0,491576$

Lisa 5. Hüpoteesi testide tulemused tulumäärade võrdlemisel juhusliku ja osta-hoia kauplemisstrateegiaga perioodil 2004-2014

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances

	<i>St</i>	<i>osta-hoia</i>
Mean	0,00138	0,00092
Variance	0,00055	0,00057
Observations	570	570
Hypothesized Mean Difference	0,05	
df	1138	
t Stat	-35,29	
P(T<=t) one-tail	3E-185	
t Critical one-tail	1,64619	
P(T<=t) two-tail	7E-185	
t Critical two-tail	1,96205	

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances

	<i>S(t-1)</i>	<i>osta-hoia</i>
Mean	0,00312	0,00092
Variance	0,00054	0,00057
Observations	570	570
Hypothesized Mean Difference	0,05	
df	1137	
t Stat	-34,239	
P(T<=t) one-tail	2E-177	
t Critical one-tail	1,64619	
P(T<=t) two-tail	4E-177	
t Critical two-tail	1,96205	

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances

	<i>S(t-2)</i>	<i>osta- hoia</i>
Mean	-0,0007	0,00092
Variance	0,00055	0,00057
Observations	570	570
Hypothesized Mean Difference	0,05	
df	1138	
t Stat	-36,76	
P(T<=t) one-tail	6E-196	
t Critical one-tail	1,64619	
P(T<=t) two-tail	1E-195	
t Critical two-tail	1,96205	

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances

	<i>St</i>	<i>juhuslik</i>
Mean	0,00138	0,00117
Variance	0,00055	0,00056
Observations	570	572
Hypothesized Mean Difference	0,05	
df	1140	
t Stat	-35,605	
P(T<=t) one-tail	1E-187	
t Critical one-tail	1,64619	
P(T<=t) two-tail	3E-187	
t Critical two-tail	1,96205	

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances

	<i>S(t-1)</i>	<i>juhuslik</i>
Mean	0,00312	0,00117
Variance	0,00054	0,00056
Observations	570	572
Hypothesized Mean Difference	0,05	
df	1140	
t Stat	-34,552	
P(T<=t) one-tail	7E-180	
t Critical one-tail	1,64619	
P(T<=t) two-tail	1E-179	
t Critical two-tail	1,96205	

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances

	<i>S(t-2)</i>	<i>juhuslik</i>
Mean	-0,0007	0,00117
Variance	0,00055	0,00056
Observations	570	572
Hypothesized Mean Difference	0,05	
df	1140	
t Stat	-37,08	
P(T<=t) one-tail	2E-198	
t Critical one-tail	1,64619	
P(T<=t) two-tail	4E-198	
t Critical two-tail	1,96205	

Lisa 6: Hüpeteesi testide tulemused tulumäärade võrdlemisel osta-hoia ja juhusliku kauplemisstrateegiaga perioodil 2014

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances

	<i>St</i>	<i>osta-hoia</i>
Mean	0,00066	0,00184
Variance	0,00027	0,00027
Observations	51	51
Hypothesized Mean Difference	0,05	
df	100	
t Stat	-15,712	
P(T<=t) one-tail	4,6E-29	
t Critical one-tail	1,66023	
P(T<=t) two-tail	9,2E-29	
t Critical two-tail	1,98397	

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances

	<i>-0,0048</i>	<i>-0,0048</i>
Mean	0,000922	0,001837
Variance	0,000265	0,00027
Observations	51	51
Hypothesized Mean Difference	0,05	
df	100	
t Stat	15,70705	-
P(T<=t) one-tail	4,72E-29	
t Critical one-tail	1,660234	
P(T<=t) two-tail	9,43E-29	
t Critical two-tail	1,983972	

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances

	<i>0,00481</i>	<i>-0,0048</i>
Mean	0,001405	0,001837
Variance	0,000272	0,00027
Observations	51	51
Hypothesized Mean Difference	0,05	
df	100	
t Stat	16,33096	
P(T<=t) one-tail	2,83E-30	
t Critical one-tail	1,660234	
P(T<=t) two-tail	5,66E-30	
t Critical two-tail	1,983972	

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances

	<i>-0,0048</i>	<i>-0,0048</i>
Mean	0,000657	0,001199
Variance	0,000271	0,000275
Observations	51	51
Hypothesized Mean Difference	0,05	
df	100	
t Stat	15,45411	
P(T<=t) one-tail	1,5E-28	
t Critical one-tail	1,660234	
P(T<=t) two-tail	2,99E-28	
t Critical two-tail	1,983972	

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances

	<i>-0,0048</i>	<i>-0,0048</i>
Mean	0,000922	0,001199
Variance	0,000265	0,000275
Observations	51	51
Hypothesized Mean Difference	0,05	
df	100	
t Stat	15,44748	
P(T<=t) one-tail	1,54E-28	
t Critical one-tail	1,660234	
P(T<=t) two-tail	3,08E-28	
t Critical two-tail	1,983972	

t-Test: Two-Sample Assuming Unequal Variances

	<i>0,00481</i>	<i>-0,0048</i>
Mean	0,001405	0,001199
Variance	0,000272	0,000275
Observations	51	51
Hypothesized Mean Difference	0,05	
df	100	
t Stat	16,07072	
P(T<=t) one-tail	9,1E-30	
t Critical one-tail	1,660234	
P(T<=t) two-tail	1,82E-29	
t Critical two-tail	1,983972	

Lisa 7: DJIA indeksi ja mahu regressioonanalüüs 2004-2014

<i>Regression Statistics</i>	
Multiple R	0,581123
R Square	0,337704
Adjusted R Square	0,337469
Standard Error	77765152
Observations	2826

ANOVA

	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Significance F</i>
Regression	1	8,71E+18	8,71E+18	1439,955	5,5E-255
Residual	2824	1,71E+19	6,05E+15		
Total	2825	2,58E+19			

	<i>Coefficients</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t Stat</i>	<i>P-value</i>	<i>Lower 95%</i>	<i>Upper 95%</i>	<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
Intercept	4,88E+08	7606168	64,14259	0	4,73E+08	5,03E+08	4,73E+08	5,03E+08
DJIA päevased sulgemishinnad	-23213,6	611,7419	-37,9467	5,5E-255	-24413,1	-22014,1	-24413,1	-22014,1

Lisa 8: DJIA indeksi tehingute mahu ja Google' trendide regressioonanalüüs 2004-2014

<i>Regression Statistics</i>	
Multiple R	0,293409
R Square	0,086089
Adjusted R Square	0,084524
Standard Error	6,054659
Observations	586

ANOVA					
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Significance F</i>
Regression	1	2016,665	2016,665	55,01161	4,24E-13
Residual	584	21408,8	36,6589		
Total	585	23425,46			

	<i>Coefficients</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t Stat</i>	<i>P-value</i>	<i>Lower 95%</i>	<i>Upper 95%</i>	<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
Intercept			30,9257	4,2E-125	17,8085	20,2239	17,8085	20,2239
^DJI_vol	19,01623	0,6149	4	4,24E-13	1,62E-08	2,79E-08	1,62E-08	2,79E-08