

TURUPÕHISED INDIKAATORID PANGA- JA FINANTSKRIISIDE ENNETAMISEL

Kadri Männasoo

Sissejuhatus

Turupõhiste andmete, nagu aktsia- ning võlakirjahinnad (sh eriti allutatud võlakirjade hinnad), toetuv pangakriiside eelhoiatussüsteem on võitmas üha enam populaarsust. Turupõhiste eelhoiatustindikaatorite väärtus seisneb nii andmete kättesaadavuses, kvaliteedis kui ka operatiivsuses. Operatiivselt pangandussektori stabiilsust või ebastabiilsust peegeldav eelhoiatussüsteem on pangandusregulatsiooni rakendajatele äärmiselt oluline vahend. Turupõhiste indikaatorite kasutamisel kriisi eelhoiatussüsteemina domineerivad kaks käsitlust – pankade aktsiahindade volatiilsust peegeldav GARCH-analüüs ning optioonlähenedisel põhinev Mertoni (1974) mudel. Käesolevas artiklis keskendutakse GARCH aktsiatulukuse volatiilsuse analüüsile pangakriiside ennakindikaatorina.

Panganduskriiside üheks põhjusteguriks on finantsturgudel valitsev ebakindlus ning sellest tingitud ootamatud hinnaliikumised. Mishkin (2001) on tõdenud, et ebakindluse kasv ning aktsiaturu langusest põhjustatud omakapitali väärtuse kahanemine toob endaga kaasa asümmeetrilise informatsiooni probleemide võimendumise. Seeläbi muutub pankadele keerulisemaks eristada häid laenuvõtjaid halbadest, sest omakapitali väärtuse langus kärbib ettevõtete tagatisvara ning võimendab huvi riskantsete investeringute vastu. Väiksema omakapitali korral on alternatiivkulu in-

vesteeringu ebaõnnestumisest madalam. Seega on ebakindluse kasv ning aktsiahindade langus finantsturgudel üheks võimalikuks kriisieelseks fenomeniks, mis toob kaasa pankade finantsnäitajate halvenemise paralleelselt negatiivse valiku ja moraalse riski kasvuga.

Finantsturgudel valitsev ebakindlus avaldub aktsiahindade ebataavalises volatiilsuses nii krahhi eel kui ka vältel. Hyytinen (1999) tõdeb oma uurimuses Skandinaavia pankade andmetel, et kriisi ajal ning vahetult pärast kriisi osutus volatiilsus tavapärasest suuremaks. Sageli kaasneb kriisidega tugev hinnatõus, mis äkki pöörduv ning viib turud nn vabalangusesse (ostuhuvi kaob). Seega võivad režiimimuutused turu volatiilsuses signaliseerida ebakindluse kasvust ning osutada seeläbi kriisi ennakindikaatoriks.

1. Aktsiahindade volatiilsus finantsriskide kuhjumise mõõdikuna

Lähtudes aktsiahindade omadusest peegeldada finantsturgudel esinevaid meeleolusid, on püütud aktsiahindade volatiilsust mõõta kui turgudel valitseva ebakindluse lähendit. Üheks populaarseimaks meetodiks selles valdkonnas on GARCH- (*General Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) analüüs. Teisisõnu, GARCH-meetodit kasutatakse aktsiahindade volatiilsuse mõõtmisel, mis omakorda aitab jõuda selgusele, kuidas suudab aktsiahindade volatiilsus peegeldada finantskriisi ilminguid.

Hyytinen (1999) kasutab GARCH-analüüsi uurimaks aktsiaturu volatiilsuse ning Skandinaavia panganduskriisi seoseid aastatel 1983–1997. Oma töös täiendab Hyytinen lihtsat GARCH-võrrandit kriisiperioodi tähistavate fiktiivsete muutujatega, et välja selgitada, kas finantskriisi periood avaldab mõju aktsiahindade volatiilsusele.

Teiseks teoreetiliseks aspektiks, mis iseloomustab aktsiahindade volatiilsust (turu ebakindlust) on nn finantsvõimenduse efekt

(*leverage effect*), mis väljendub aktsiahinna asümmeetrilises dünaamikas. Teisisõnu, aktsiahinna languse mõju järgneva perioodi volatiilsusele on suurem kui aktsiahinna tõusu mõju. Nimetatud nähtus on seotud juba eespoolkirjeldatud moraalse riski ning negatiivse valiku võimendumisega ettevõtete, sh finantsasutuste ja pankade omakapitali väärtuse kahanemise tõttu. Hyytinen (1999) on siinkohal märkinud finantsvõimenduse efekti olulisust eeskätt pankade puhul, millel on tegevusspetsiifikast tulenevalt madalam omakapitali osakaal ning mille passivad on avatud "hoiuste põgenemise" (*deposit run*) fenomenile.

Käesoleva töö eesmärgiks on uurida Eesti pankade aktsiatulukuse andmetel aktsiahinna volatiilsuse ning panganduskriisi seoseid. Seejuures kontrollitakse finantsvõimenduse efekti olemasolu Eesti pankade aktsiatulukuse andmetes ning püütakse leida sobivaim GARCH tüüpi mudel kirjeldamiseks Eesti pankade aktsiatulukuse volatiilsust.

2. Andmete kirjeldus

Analüüsis kasutatakse Eesti pankade päevase sagedusega aktsiaturu andmeid ajavahemikus 5. juuni 1996 – 12. juuli 2004 ehk 2049 vaatlust. Vaadeldav periood hõlmab kuut pank: Hansapank, Hoiupank, Eesti Maapank, EVEA Pank, Tallinna Pank ja Eesti Ühispank. Nimetatud kuuk moodustas perioodi keskmisena pangandussektori koguvaradest üle 80%, mistõttu kajastab süsteemselt olulist osa Eesti pangandussektorist. Valitud pankadest vaid kaks suutsid kriisiperioodi üle elada, ülejäänud neli kas ühinesid tugevamate pankadega või kadusid sootuks pangandus- turult.

Hansapanga, Hoiupanga, Eesti Maapanga, EVEA Panga, Tallinna Panga ja Eesti Ühispanga aktsiate päevaste sulgemishindade

alusel¹ on vastavalt TALSE arvutamise valemile (*Paasche* indeksi põhimõttel) arvatud panganduse koondaktsiaindeks.

Panganduse koondaktsiaindeksi arvutamise valem:

$$P_t = \frac{\sum_{i=1}^n [q_{(t,i)} * (p_{(t,i)})]}{\sum_{i=1}^n [q_{(t,i)} * (p_{(t-1,i)} * a_{(t,i)})]} * P_{(t-1)}, \text{ kus} \quad (2.1)$$

P – pangandussektori koondaktsiaindeksi väärtus,

q – aktsiate arv,

p – viimase tehingu hind,

t – indeksi arvutamise päev,

i – pank,

n – pankade arv indeksis,

a – aktsiate split-korrigeerimisparameeter², mis võrdub spliti-eelne aktsiate arv / spliti-järgne aktsiate arv.

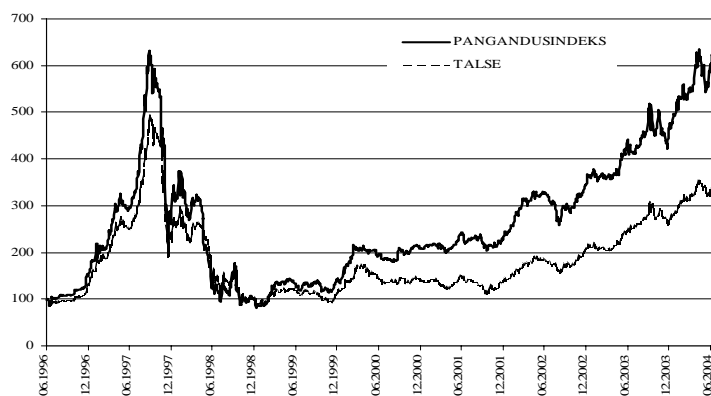
Et rõhuva osa TALSE-indeksist moodustavad panganduse aktsiad, siis võib jooniselt näha, et pangandussektori ja aktsiaturu koondindeksi (TALSE) graafikud on vägagi sarnased. Siiski võib täheldada pangandussektori aktsiaindeksi mõnevõrra tugevamat dünaamikat, võrreldes turu koondindeksiga. Viimane on seotud pankade aktsiatele omase kõrgema likviidsusega, võrreldes turu keskmisega.

Volatiilsuse hindamiseks rakendatakse aktsiaturuindeksi põhjal arvatud aktsiatulukuse andmeid. Aktsiatulukus avaldub:

$$R_t = 100 \cdot \ln(P_t/P_{t-1}), \text{ kus } P_t \text{ on aktsiaindeksi väärtus.}$$

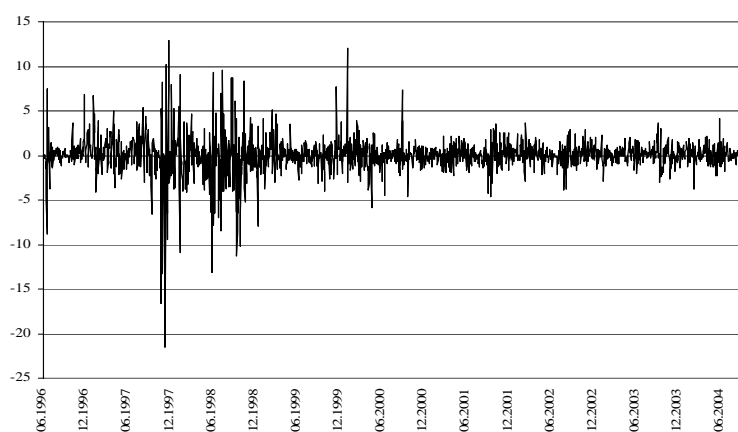
¹ Tallinna Väärtpaberibörsi (HEX) ning Eesti Väärtpaberite Keskdepositooriumi andmed.

² Aktsiate split ehk tükeldamine suurendab aktsiate arvu ning kahandab ühe aktsia väärtust, mistõttu indeksit tuleb korrigeerida tükeldamise tulemusena suurenenud aktsiate arvuga.



Joonis 1. TALSE-indeks ja pangandussektori aktsiaindeks juuni 1996 – juuli 2004.

Pankade aktsiatulukuse joonistelt (joonised 1 ja 2) eristub selgelt 1997.–1998. aasta kriisiperiood koos ebatavaliselt kõrge volatiilsusega. Ühtlasi peegeldub pankade aktsiatulukuses (joonis 2) selge volatiilsuse autoregressiivne komponent ehk volatiilsuse kuhjumine (*volatility clustering*) ebastabiilsuse perioodidel.



Joonis 2. Pankade aktsiatulukus 1996–2004.

3. GARCH-meetodi kirjeldus ning selle spetsifikatsioonivormid

Enimtuntud meetodiks aktsiatulukuse volatiilsuse modelleerimisel on ARCH (Engle 1982) ja GARCH (Bollerslev 1986) tüüpi mittelineaarsed autoregressiivsed mudelid. Kirjandusele toetudes modelleeritakse aktsiahindu tavaliselt esimest järku GARCH meetodil, mida tähistatakse GARCH(1,1)³ (Brooks 2002).

GARCH (1,1) üldkuju:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 + v_t. \quad (3.1)$$

GARCH-mudeliga saab uurida aktsiahindade volatiilsuse omadusi, näiteks: mida suuremad on koefitsiendid α_1 ja β_1 , seda pikemaajalise mõjuga on volatiilsusšokk. Kui $\alpha_1 + \beta \geq 1$, siis on tegemist püsiva šokiga, mille mõju ajas ei kahane ning GARCH-protsessi nimetatakse mittestatsionaarseks.

Tingliku keskväärtuste jaoks, kirjeldamaks selle muutumist ajas, võib uurija valida erinevaid hindamismudeleid, näiteks AR-mudeleid või lihtsaid regressioonivõrrandeid (vt 3.2).

$$Y_t = B_0 + B_1 X_t + u_t \quad (3.2)$$

GARCH-M-mudeli puhul eeldatakse, et aktsiatulukuse suurem volatiilsus toob endaga kaasa suurema oodatava aktsiatulususe, sest investorid nõuavad kompensatsiooni kõrgema riski eest. Seega lisatakse keskväärtuse võrrandisse kas dispersioon või standardhälve (vt 3.3).

$$Y_t = B_0 + B_1 X_t + B_2 \sigma_t^2 + u_t \quad \text{või} \quad Y_t = B_0 + B_1 X_t + B_2 \sigma_t + u_t \quad (3.3)$$

³ GARCH(1,1) tähistuse korral osutavad sulud jääkliikme ruudu ja tingliku dispersiooni viitaegadele (t-1) esimest järku GARCH võrrandis.

Arvestamaks ülalkirjeldatud finantsvõimenduse efekti (ingl k *leverage effect*) on üheks olulisemaks GARCH tüüpi mudelite laienduseks asümmeetriline GARCH ehk TGARCH (GJR-mudel)⁴ ning eksponentsiaalne GARCH- ehk EGARCH-mudel.

TARCH üldkuju:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 + \gamma u_{t-1}^2 d_{t-1}, \text{ kus}$$

$$d_t = 1, \text{ kui } u_{t-1} < 0 \quad \text{negat ülekaalus} \quad (3.4)$$

$$d_t = 0, \text{ kui } u_{t-1} \geq 0$$

Asümmeetria ehk finantsvõimenduse efekt on olemas juhul, kui $\gamma > 0$.

EGARCH üldkuju:

$$\ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \alpha_1 |u_{t-1}/\sigma_{t-1}| + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \gamma u_{t-1}/\sigma_{t-1}, \text{ kus} \quad (3.5)$$

leverage effect on olemas kui $\gamma < 0$

GARCH-mudel reageerib šokkidele sümmeetriliselt, seevastu eeldades finantsvõimenduse mõju olemasolu, reageerivad nii TARCH kui EGARCH negatiivsele šokile rohkem kui positiivsele.

Asümmeetria olemasolu hindamiseks kasutatakse Engle ja Ng (1993) teste ehk “*sign and size bias*” teste⁵. Võrrandist 3.6 on näha, et märgi test, ehk S_{t-1}^- koefitsient on negatiivse märgiga (ei

⁴ GJR-mudel on saanud oma nime autorite Glosteni, Jagannathani ja Runkle'i (1993) järgi.

⁵ Antud testi võib teha nii algandmetele, ilma konkreetset volatiilsuse mudelit rakendamata, või volatiilsuse mudeli skaleeritud jääkliikmetele. Esiimesel juhul on test kasulik selleks, et otsustada, kas asümmeetrilise volatiilsuse mudeli rakendamine andmetele on põhjendatud. Teisel juhul on test mudeli jääkliikmetele kasulik selleks, et hinnata mudeli sobivust andmetele ehk rakendata testi mudeli diagnostikaks.

kinnita finantsvõimenduse efekti olemasolu) ega osutu ka statistiliselt oluliseks.

$$\hat{u}_t^2 = 2,9722 - 0,8862S_{t-1}^- - 2,0161S_{t-1}^-u_{t-1} + 2,1834S_{t-1}^+u_{t-1} + v_t \quad (3.6)$$

(3,3232) (-0,7161) (-5,7231) (5,2807)

Seevastu nii $S_{t-1}^-u_{t-1}$ kui ka $S_{t-1}^+u_{t-1}$ koefitsiendid on statistiliselt olulised, samas suurusjärgus ning vastandmärkidega. Seega mõjutavad nii positiivsed kui negatiivsed šokid järgmise perioodi jääkliikmete ruutusid võrdses ulatuses ning vastandsuunas. Järelikult on koondmõju sümmeetriline.

4. GARCH tüüpi mudelite võrdlev hindamine

Üldiselt on esimest järku GARCH-mudel piisav andmete volatiilsuse kuhjumise mõõtmiseks ning harva kasutatakse akadeemilises finantskirjanduses kõrgema järgu mudelit (Brooks 2002: 455). Sarnasele järeldusele jõuab ka Hyytinen (1999: 11) oma uurimuses Skandinaavia pankade aktsiahindade volatiilsuse kohta.

ARCH mõju iseenesest ei välista vähimruutude meetodil põhinevat hindamist, kuid sellisel juhul on kasulikum hinnata mudelit efektiivsema mittelineaarse meetodiga ehk suurima tõepära (*maximum likelihood*) meetodiga. Kasutatavad aktsiatulukuse andmed ei vasta oma omadustelt normaaljaotusele ning tüüpiliselt finantsaegridadele (nt valuutakurss, intressid) on andmete ekstsessi ning asümmeetria näitajad kõrged. Ahlstedt (1998), kasutades Soome aktsiaindekseid, nendib, et kõrge asümmeetria on tingitud ebatavalistest vaatlustest (*outlier*) ehk kriisiperioodi vaatlustest valimis. Seejuures on empiirilised uurimused osutanud, et asümmeetria on enam omane aktsiaandmetele kui intresside või valuutakursside andmetele (Ahlstedt, 1998). Eeltoodud põhjusel kasutatakse võrrandite hindamisel Studenti jaotusega maksimaalse tõepära meetodit (Brooks 2000; Patterson 2000: 745).

Tabel 1. GARCH-, TARCH- ja EGARCH-mudelite võrdlus (vt valemid 3.1, 3.4, 3.5)

Hinnatavad parameetrid	GARCH	TARCH	EGARCH
α_0	0,0368 (0,0027)	0,035 (0,0032)	-0,1442 (0,0000)
α_1	0,1005 (0,0000)	0,1102 (0,0000)	0,2326 (0,0000)
β	0,9033 (0,0000)	0,9056 (0,0000)	0,9860 (0,0000)
γ	–	-0,0232 (0,3356)	0,0050 (0,7610)
Log-tõepära	-3752,213	-3751,719	-3751,443
SIC	3,7357	3,7390	3,7388
L-B Q(30)	75,899	74,484	74,700
L-B Q ² (30)	10,578	11,657	15,016
ARCH (30)	0,3399	0,3538	0,4779
Jääkliikmete asümmeetria kordaja	-0,5515	-0,6763	-0,3909
Ekstsess	17,3215	18,4693	15,3112
J-B	17 356,9	20 284,9	12 802,86

* Sulgudes p väärtus z -statistiku järgi.

Et võrrelda erinevaid mudelispetsifikatsioone, on ülaltoodud tabelis hinnatud parameetrid ja teststatistikud nii standardse GARCH- kui ka asümmeetriat arvestavate TARCH- ja EGARCH-mudelite korral. GARCH-M puhul ei osutunud ei standardhälve ega dispersioon statistiliselt olulisteks selgitamaks aktsiatulukuse keskväärtust. Seega ei kehti Eesti pankade korral eeldus, et kõrgem risk (mida peegeldab vastavalt kas standardhälve või dispersioon) tõstab ka oodatavat aktsiatulukust, kuna investorid soovivad riski eest kõrgemat kompensatsiooni. Samasugusele tulemusele ehk ajas muutuva riski-tulususe suhte puu-

dumisele jõudis oma uurimuses ka Ahlstedt (1998), kasutades Soome aktsiaturu andmeid ajavahemikus 1985–1995.

Allpooltoodud erinevaid mudeli spetsifikatsioone kirjeldav tabel lükkab ümber eelduse asümmeetriliste mudelite sobivusest Eesti pankade aktsiatulukuse andmetele. Nii TARCH- kui EGARCH-mudelite puhul ei viita asümmeetriat peegeldavate koefitsientide märgid finantsvõimenduse efekti olemasolule (TARCH: $\gamma < 0$ ning EGARCH $\gamma > 0$), kuid on samas ka statistiliselt mitteolulised.

Nii logaritm-tõepära väärtus kui ka Schwarz kriteerium ei näita ühegi mudeli selget eelist (vt tabel 1). Kirjanduses on mainitud, et lisaks ülalnimetatutele võib GARCH-mudelite headust hinnata ka Akaike, Hannah-Quinni või Shibata informatsiooni arvude põhjal (Conrad, Karanasos 2003). Enamasti on nimetatud statistike käitumine kooskõlaline.

Standardiseeritud jääkliikmete omadusi hinnates ei eristu ükski mudel teistest oluliselt paremana ehk “valge müra” omadustele lähedasemana.

Kontrollides GARCH statsionaarsust ehk seades nullhüpoteesiks $\alpha_1 + \beta = 1$ (IGARCH), selgub et Waldi statistik (χ^2 -jaotuste järgi, vabadusastmega 1) väärtusega 0,1456 (p väärtus 0,7028) ei suuda hüpoteesi mittestatsionaarsusest ümber lükata⁶. Mittestatsionaarsete GARCH-mudelite puuduseks on asjaolu, et tingliku dispersiooni prognoositud väärtus ei lähene ajahorisondi pikenedes dispersiooni pikaajalisele keskmisele ehk esineb nõ *long memory* efekt. Kirjanduses on mitmed autorid tõdenud, et kõrge sagedusega, näiteks päevaste andmete korral kohatakse ARCH tüüpi mudelite kasutamisel väga tihti IGARCH-protsessi. Uurimused on näidanud mittestatsionaarset käitumist nii aktsiatulukuse, va-

⁶ u_t mittetinglik dispersioon on konstant, antud valemiga

$$\text{var}(u_t) = \frac{\alpha_0}{1 - (\alpha_1 + \beta)}.$$

luutakursside kui intressimäärade korral. (Conrad, Karanasos 2003)

Kokkuvõttes võib tõdeda, et sümmeetriline GARCH(1,1) mudel sobib Eesti pankade aktsiaandmete analüüsimiseks, sest asümmeetriategurid on statistiliselt ebaolulised ning märkidega, mis ei vasta finantsvõimenduse efekti eeldustele. Samuti ei osutunud asümmeetriliste mudelite (TARCH, EGARCH) kirjeldusvõime GARCH baasmudelist paremaks. Selle tulemuse põhjuseks on ka asjaolu, et erinevalt tavapärasest on Eesti aktsiaturg olnud ka tõusuperioodil väga volatiilne ning seega väide negatiivse tulususe kõrgemast volatiilsusest, mida eeldavad asümmeetrilised mudelid, Eesti puhul paika ei pea. Nimetatud eripära on autori hinnangul tingitud ka Eesti aktsiaturu väikesest käibest, mis kriisiolukorras on ülimadal ning seetõttu ei avaldu teravalt ka hinnaliikumised ehk tulususe volatiilsus.

Sarnasele tulemusele ehk järeldusele sümmeetrilise, esimest järku GARCH mudeli sobivusest on jõudnud oma uurimustes ka Ahlstedt (1998), tuginedes Soome aktsiaturu andmetele, ning Hyytinen (1999), kasutades laiemalt Skandinaavia maade pankade aktsiaandmeid. Lisaks on Shields (1997) oma uurimuses kahe Ida-Euroopa aktsiaturu – Warsaw Stock Exchange (WSE) ja Budapest Stock Exchange (BSE) – põhjal jõudnud järeldusele, et mõlemal juhul aktsiatulususe volatiilsuse asümmeetria puudus. Shields (1997) on esitanud kolm võimalikku selgitust asümmeetrilise mõju puudumise kohta siirderiikides. Esiteks on siirderiikide turgude investorid vähekokogenud ning nende investeerimisotsused ei toetu ratsionaalsetele kaalutlustele. Teiseks on informatsiooni jõudmine investoriteni aeglane, mistõttu viimaste otsused ei tugine avaldatud informatsiooni igakülgsel analüüsil. Kolmandaks rõhutab Shields (1997), et siirderiikides kogetud kiired muudatused ning märkimisväärsed ümberkorraldused on toonud kaasa nii kiire kasvu kui kriisi perioode. Seetõttu on investorid positiivsete ning negatiivsete uudiste suhtes immuunsemad või

on neil raske otsustada erinevate protsesside mõju avaldumist aktsiatulukusele.

5. Fiktiivsete kriisimuutujatega täiendatud GARCH-mudel

Võttes aluseks Hyytineni (1999) uurimuse Skandinaavia pankade aktsiahindade volatiilsusest tuuakse eeltoodud GARCH-valemitesse fiktiivsed näitajad kriisiperioodi ning kriisieelse perioodi eristamiseks. Nimetatud fiktiivsete näitajate abil saab vaadata, kas dispersiooni muutus kriisi eel ja järel erines.

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \hat{\alpha}_c D_{ct} + \hat{\alpha}_{pc} D_{pct} + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2. \quad (5.1)$$

Kriisiperiood ehk aktsiakrahh on defineeritud alates “mustast neljapäevast” aktsiaturul kuni liiderpankade omandamiseni Skandinaavia panganduskontsernide (SEB, SWED) poolt ehk perioodil 23.10.1997–31.10.1998. Kriisieelne tõusuperiood on määratletud ajavahemikus 16. juuli – 22. okt 1997⁷, ehk ajavahemik, mille vältel aktsiaturu kasv oli markantsem.

Kriisi tähistavad fiktiivsed näitajad sisestati ka keskvaartusevõrrandisse, et vaadata, kas oodatav aktsiatulukus sõltus kriisiperioodist.

Hinnatud võrrandid andsid järgmised tulemused:

$$y_t = 0,0166 - 0,2761 D_{ct} + 0,07 D_{pct} \quad (5.2)$$

<i>z</i> väärtus	(0,63)	(-1,283)	(0,285)
<i>p</i> väärtus	(0,53)	(0,2)	(0,776)

⁷ Zirnaski (2002) andmetel oli just 16. juuli 1997 ehk EL Agenda 2000 avaldamise uudis, millega deklareeriti liitumisläbirääkimiste alustamist kuue kandidaatriigiga, sh Eesti, tõukeks aktsiaturu buumile, mis kulmineerus augustis 1997.

$$\sigma^2_t = 0,0605 + 0,4129 D_{ct} + 0,3485 D_{pct} + \quad (5.3)$$

$$+ 0,1115 u^2_{t-1} + 0,8784 \sigma^2_{t-1}$$

z väärtus (3,35) (1,677) (1,609) (5,592) (48,12)

p väärtus (0,000) (0,09) (0,11) (0,00) (0,00)

Logaritm-tõepära: -3747,404.

Aktsiatulukuse keskvaartuse võrrandis kumbki kriisiindikaator oluliseks ei osutunud. Dispersioonivõrrandis osutus olulisuse-nivool 10% nullist erinevaks kriisiperioodi näitaja, kuid mitte kriisieelse perioodi fiktiivne näitaja. Samas on koefitsiendid mõlemas võrrandis ootuspärased, arvestades nii märke kui proportsioone (kriisi volatiilsuse koefitsient ∂_c on suurem kui kriisieelse volatiilsuse koefitsient ∂_{pc}). Fiktiivsete muutujate lisamisega tõusis ka mudeli kirjeldatuse tase, mida näitab logaritm-tõepära funktsiooni väärtus.

Et kontrollida hüpoteesi $\partial_c = \partial_{pc} = 0$ ehk fiktiivsete kriisimuutujate statistilist olulisust mudeli kirjeldamisel, sooritatakse tõepära suhte test (*likelihood ratio test*), millega võrreldakse logaritm-tõepära väärtuseid fiktiivsete muutujatega võrrandi korral ning kitsendatud ehk tavalise GARCH spetsifikatsiooni korral⁸. Tõepära suhte testi väärtus 9,62 on statistiliselt oluline (χ^2 -jaotuste järgi, vabadusastmega 1) ning seega lükatakse ümber nullhüpotees, et fiktiivsed muutujad ei seleta volatiilsust.

Antud võrrandi puhul hinnati Waldi testiga ka IGARCH olemasolu ehk püstitati nullhüpotees $\alpha_1 + \beta = 1$. χ^2 -teststatistik=0,549 (p=0,46) ei suuda siiski hüpoteesi mittestatsionaarsusest ümber lükata. Seega ei suuda ka fiktiivsed muutujad mudelit mittestatsionaarsusest (IGARCH-st) ehk olukorrast, kus šoki mõju ei hää-

⁸ $LR = -2(l_r - l_u) \sim \chi^2(m)$, kus m on kitsenduste arv.

bu, ajas välja tuua. Küll on aga Waldi statistiku väärtus laiendatud mudeli puhul kõrgem, mis näitab, et kriisimuutujad suudavad osa mittestatsionaarsest volatiilsusest kinni püüda. Kirjandusest tulenevalt on mittestatsionaarsus ning volatiilsuse püsimine tingitud struktuurinihetest, mida omakorda põhjustavad kriisiperioodid. Patterson (2000: 738–739) kirjeldab, et tugevad kriisiperioodid võivad kaasa tuua IGARCH-protsessi, kuna suur šokk põhjustab väga kõrge volatiilsuse, mis pikemas aegreas on pigem erandiks kui üldiseks protsessi kirjeldavaks vaatluseks. Jättes vaatlusperioodist välja kriisivahemiku, saab Patterson statsionaarsuse tingimustele vastavad tulemused. Hyytinen (1999) saavutab samuti fiktiivsete kriisinäitajate lisamisel pankade GARCH-võrrandisse kõrgemad Waldi testi väärtused (suurem tõenäosus ümber lükata mittestatsionaarsuse hüpoteesi), kuid ei suuda mittestatsionaarsusest siiski täielikult vabaneda.

6. GARCH (CGARCH) püsiva volatiilsuse modelleerimise komponent

Aktsiatulukuse nagu ka paljude teiste finantsandmete autokorrelatsiooni omadused erinevad sellest, mida eeldab tavaline esimest järku GARCH-mudel. Tegelikule finantsandmetele (aktsiad, intressimäärad ning ka valuutakursid) on omane pikem mälu (*long memory*), kui seda arvestab standardne GARCH. GARCH baas-mudel eeldab, et šokk kahaneb eksponentsiaalselt, kuid tegelikkuses kahaneb autokorrelatsioon lühikeste viitaegade korral oluliselt kiiremini kui eksponentsiaalselt, seejärel väheneb konvergeerumise kiirus märkimisväärselt ning seetõttu jääb autokorrelatsioon positiivseks ka pikkade viitaegade puhul ehk esineb nn *long-memory* efekt. Kirjeldatud fenomeni taustal suudab esimest järku GARCH kirjeldada paremini lühiajaliste kui pikaajaliste šokkide mõju. Reaalsetele finantsandmetele on omane, et autokorrelatsioonis domineerivad eri perioodidel erisugused volatiilsuse komponendid. Ühele volatiilsuse komponendile on omane jõuline lühiajaline mõju, mis hääbub väga kiiresti, seevas-

tu teisele komponendile on omane suhteliselt nõrk lühiajaline mõju, kuid see-eest aeglane ning kauakestev pikaajaline mõju. Viimane on põhjuseks, miks finantsandmetes võib leida olulisi autokorrelatsioone ka väga suurte viitaegade puhul. (Ding, Granger 1996)

Et modelleerida volatiilsuse püsivust (*volatility persistence*), on pakutud eeskätt kahte tüüpi mudeleid: FIGARCH⁹ (*Fractionally Integrated GARCH*) ning CGARCH (*Component GARCH*)¹⁰. Alljärgnevas keskendutakse CGARCH- mudelile.

Võttes aluseks lihtsa esimest järku GARCH-mudeli, defineeritakse $\alpha_0 = \varpi(1 - \alpha_1 - \beta)$, kus ϖ on mittetinglik dispersioon ehk pikaajaline volatiilsus, millisele tasemele protsess konvergeerub.

$$\text{GARCH}(1,1): \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (6.1)$$

$$\text{CGARCH}(1): \sigma_t^2 = \varpi + \alpha_1 (u_{t-1}^2 - \varpi) + \beta (\sigma_{t-1}^2 - \varpi) \quad (6.2)$$

Toodud spetsifikatsiooni võib laiendada, võimaldades varieeruvat konvergeerumise kiirust, mida väljendab q_t .

$$\sigma_t^2 = q_t + \alpha_1 (u_{t-1}^2 - \varpi) + \beta (\sigma_{t-1}^2 - \varpi) \quad (6.3)$$

$$q_t = \varpi + \xi (q_{t-1} - \varpi) + \zeta (u_{t-1}^2 - \sigma_{t-1}^2) \quad (6.4)$$

Siinkohal on q_t pikaajalise volatiilsuse komponendiks, mis konvergeerub tasemele ϖ kiirusega ξ . Tavaliselt jääb ξ vahemikku 0,99 kuni 1, mis tähendab, et pikaajaline volatiilsuse komponent konvergeerub volatiilsuse nn tasakaalutasemele (ϖ) väga aeglaselt. Seevastu $\sigma_t^2 - q_t$ väljendab ajutist volatiilsuse komponenti, mis konvergeerub nulliks kiirusega $\alpha_1 + \beta$.

⁹ Baillie, Bollerslev and Mikkelson (1996).

¹⁰ Ding, Granger 1996.

Tabel 2. GARCH- ja CGARCH- mudelite võrdlus (vt valemid 6.1 ja 6.3)

Hinnatavad parameet- rid	GARCH	CGARCH	GARCH $\hat{\partial}_c \hat{\partial}_{pc}$	CGARCH $\hat{\partial}_c \hat{\partial}_{pc}$
α_0	0,0368 (0,0027)		0,0605 (0,0008)	
α_1	0,1005 (0,0000)	0,1481 (0,0002)	0,1115 (0,0000)	0,15615 (0,0001)
β	0,9033 (0,0000)	0,5130 (0,0002)	0,8784 (0,0000)	0,3953 (0,0082)
ϖ	-	26,8307 (0,893)		6,1183 (0,5409)
ξ		0,9992 (0,0000)		0,9967 (0,0000)
ζ		0,0680 (0,0001)		0,0570 (0,0000)
$\hat{\partial}_c$			0,4129 (0,0936)	7,0422 (0,0078)
$\hat{\partial}_{pc}$			0,3485 (0,1076)	3,3133 (0,2159)
Log-tõepära	-3752,213	-3742,282	-3747,404	-3736,449
SIC	3,7357	3,7335	3,7461	3,7352
L-B Q(30)	75,899	83,213	82,146	86,743
L-B Q ² (30)	10,578	11,905	14,242	12,236
ARCH (30)	0,3399	0,3750	0,4802	0,3915
Jääkliikmete asümmeetria kordaja	-0,5515	-0,2363	0,0664	0,1060
Ekstsess	17,3215	14,1921	11,0059	11,5127
J-B	17 356,9	10 556,6	5 393,5	6100,0

Sulgudes p väärtus z -statistiku järgi.

CGARCH dispersioonivõrrandisse (6.3) võib lisada nii fiktiiv-
seid muutujaid kui ka asümmeetriateguri sarnaselt TGARCH-
mudelile.

Võttes aluseks Eesti pankade aktsiatulukuse andmed, on tabelis 2 võrreldud esimest järku GARCH- ja CGARCH(1)-mudeleid nii koos kui ka ilma fiktiivsete kriisimuutujateta.

Nii nagu saab järeldada suurima tõepära suhte testist ning SIC-kriteeriumist, suudab CGARCH kirjeldada andmeid lihtsast GARCH-mudelist paremini. Seejuures parandavad fiktiivsed kriisimuutujad nii GARCH- kui CGARCH-võrrandite omadusi. Huvitav on ka märkida, et kriisinäitaja osutus CGARCH laiendatud võrrandis statistiliselt oluliseks koguni nivool 1%. Kriisinäitajate sisestamisega võrrandisse langes ootuspäraselt CGARCH pikaajalise volatiilsuse tase ω . Pikaajalise volatiilsuse konvergeerumise koefitsient ξ on statistiliselt oluline ning kooskõlas empiirilise kirjandusega väga aeglane, olles CGARCH puhul 0,999 ning CGARCH laiendatud mudeli korral 0,997. Seega aitab fiktiivsete kriisimuutujate sisestamine jõuda võrrandil kiiremini volatiilsuse tasakaalutasemele ning vähendab nõ *long memory* efekti. Volatiilsuse lühiajaline komponent kahaneb kiirusega $\alpha_1 + \beta$ ehk CGARCH korral 0,661 ning laiendatud CGARCH korral teguriga 0,551 ehk märkimisväärselt kiiremini. Mõlemas võrrandis osutuvad koefitsiendid statistiliselt olulisteks ning Waldi test lükkab ümber hüpoteesi mittestatsionaarsusest ($\alpha_1 + \beta = 1$). Võrdluseks märkigem, et lihtne GARCH-mudel ei suuda konvergeeruda, sest $\alpha_1 + \beta = 1$ ning GARCH fiktiivsete muutujatega mudel läheneb tasakaalutaseme volatiilsusele väga aeglaselt ehk šokk kahaneb teguriga 0,99.

7. GARCH volatiilsusnäitajate rakendamisest eelhoiatusindikaatorina

Kogu eespooltoodud analüüsi taustal tekib küsimus, kuidas võiks GARCH tüüpi mudelite abil saada dispersioon ehk turu volatiilsuse näitaja kaasa aidata finantskriiside ennetamisele ja olemasolevate riskide aegsale avastamisele. Siinkohal on Hyytinen

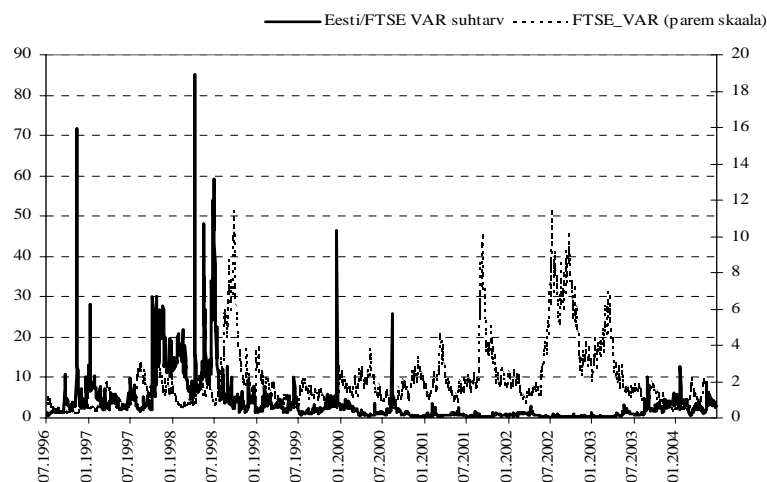
(1999) kasutanud panganduse riskitaseme mõõtmiseks pankade aktsiatulukuse ning turu kui terviku volatiilsuste suhet. Oma analüüsis tõdeb ta, et Skandinaavia maade pangandusaktiivate volatiilsus kriisiperioodil küll kasvas, võrreldes turu kui tervikuga, kuid nimetatud signaal ei suutnud oluliselt kriisi ennetada.

Et Eesti aktsiaturust nii kapitalisatsiooni kui ka turukäibe järgi moodustavad valdava osa pangad ning ülejäänud aktsiivate likviidsus on väga madal, siis ei ole mõttekas võrdlemine kohaliku koguturuga (TALSE). Seega võetakse võrdlusaluseks välismaine aktsiaindeks, milleks antud analüüsi puhul on Euroopa aktsiivate FTSE-300 indeks. Vastavalt eeldustele, kui Eesti pankade aktsiaindeksi volatiilsus tõuseb märkimisväärselt, võrreldes Euroopa aktsiaturu keskmisega, siis on kohalike pankade aktsiatega kauplemisel tegemist kõrgendatud riskiga, mis võib peegeldada Eesti pangandussektori ebastabiilsust.

FTSE aktsiatulukusele sobivaimat GARCH-mudeli tüüpi otsides osutus parimaks¹¹ Studenti t -jaotusele toetuva suurima tõepära meetodiga hinnatud EGARCH-mudel. Niisiis, erinevalt Eesti pankade aktsiatulukuse volatiilsusest oli FTSE andmetes asümmeetria ehk finantsvõimenduse efekt, mis avaldus statistiliselt olulisena nii TARCH- kui EGARCH-võrrandites ning parandas mudeli kirjeldusvõimet. Selline tulemus on kooskõlas spetsiaalselt aktsiaturu andmetele kohandatud EGRACH-mudeli eesmärgiga ning valdava järelusega senistest uuringutest, mis kinnitavad EGARCH spetsifikatsiooni parimat sobivust aktsiatulukuse volatiilsuse kirjeldamiseks (Ahlstedt 1998). Üllatuslikult ei parandanud FTSE andmete kirjeldusvõimet ei sümmeetriline ega asümmeetriline CGARCH-mudel. Selle põhjusena võib oletada 300 aktsiat sisaldava FTSE-indeksi märkimisväärselt suuremat stabiilsust (erandlike vaatluste mõju indeksile on oluliselt väiksem), võrreldes Eesti pankade andmetega. Niisiis suhestatakse allpooltoodud graafikul (joonis 3) Eesti pankade aktsiatulukuse

¹¹ AIC, SIC ja logaritmi tõepära alusel.

laiendatud CGARCH-mudeli põhjal saadud volatiilsuse näitaja EGARCH abil saadud FTSE vastavasse volatiilsuse näitajasse.



Joonis 3. Eesti pankade ja FTSE300 indeksi aktsiatulukuse dispersioonide suhe 1996–2004.

Graafikult (joonis 3) on näha, et Eesti pankade suhteliselt suurem aktsiatulukuse volatiilsus joonistus selgelt välja 1997.–1998. aasta kriisiperioodil. Ühtlasi võib märgata, et märkimisväärselt markantsem oli volatiilsus võrreldes Euroopa aktsiaturuga ka juba 1996. aasta lõpul – 1997. aasta alguses ehk ligi aasta enne Tallinna börsikriisi puhkemist 1997. aasta oktoobris. Seejuures kahanes Eesti aktsiaturu suhteline volatiilsus börsikriisi kõrgperioodil ka ebakindluse kasvu tõttu Euroopa aktsiaturgudel. Teine ning veelgi tugevam hüpe Eesti aktisturu volatiilsuses on täheledatav 1998. aasta keskpaigas, mil Eesti pankade seisukord aktsiakrahhi veel paranemata haavade ning Vene kriisi võimendumise taustal oluliselt halvenes. Euroopa aktsiaturgudele avaldas Vene kriis mõju ligi pooleaastase viitajaga.

Võrreldes Euroopa aktsiaturgudega, valitses Eestis pikemaajaline stabiilsusperiood ajavahemikul 2001 kuni 2003. a viimane veerand. Pärast seda näitavad Eesti panganduse aktsiatulukuse andmed taas elavamat dünaamikat, kuigi seda märkimisväärselt langenud Euroopa aktsiaturu volatiilsuse taustal.

Nimetatud meetod finantsturul valitsevate riskide hindamiseks eeldab head interpreteerimisoskust ning põhjalikku taustanalüüsi. Samas on aktsiahinnad üheks operatiivseimaks andmeallikaks, mille oskuslik kasutamine võimaldab kiirete järelduste tegemist. Kahjuks pole alates 2005. aasta kevadest ükski Eesti pank aktsiaturul noteeritud.

Järeldused

Käesolevas uurimistöös keskenduti pankade aktsiatulukuse andmete kasutamisele võimaliku finantskriisi ennakindikaatorina. Märkimisväärne osa tööst on pühendatud metoodilistele küsimustele GARCH tüüpi mudelite kasutamisest Eesti pankade aktsiatulukuse volatiilsuse mõõtmisel. Analüüsi tulemusena selgus, et Eesti pankade aktsiatulukuse volatiilsuse dünaamikas puudub asümmeetriline ehk finantsvõimenduse efekt. Nimetatud efekti puudumist on tõdetud ka nii Skandinaavia kui mõnede siirderiikide aktsiatulukuse volatiilsuse kirjeldamisel (Ahlstedt 1998, Hyytinen 1999, Shields 1997). Samas võis veenduda, et Euroopa aktsiaturu indeks FTSE-300 osutus parimal moel kirjeldatavaks finantsvõimenduse efekti peegeldava EGARCH-mudeliga.

Eesti andmete teetudes ei olnud ei dispersioon ega standardhälve olulised oodatava aktsiatulukuse kujunemisel vastavalt GARCH-M-mudelile. Niisiis ei ole volatiilsusel olulist mõju oodatavale aktsiatulukuse väärtusele ehk investorid ei nõua kompensatsiooni kõrgema riski eest¹².

¹² Shields (1997) jõuab järeldusele, et uuritud Ungari Ibuszi aktsiad järgivad GARCH-M-protsessi, kusjuures Poola aktsiaturul noteeritud Tonsili aktsiad käituvad tavalise GARCH-protsessi kohaselt. Ahlstedt (1998)

Ühtlasi sai Eesti pankade aktsiatulukuse andmete analüüsi tulemusena kinnitust hüpotees, et nii kriisi ajal kui ka sellele vahetult eelneval perioodil on aktsiaturu volatiilsus tavapärasest kõrgem. Hyytineni (1999) eeskujul GARCH-võrrandisse lülitatud fiktiivsed kriisimuutujad parandasid mudeli kirjeldusvõimet, kusjuures kriisiperioodi muutuja osutus statistiliselt oluliseks vähemalt 10% nivool.

Lahendamaks kõrge sagedusega finantsaegridadele omast püsiva volatiilsuse ehk mittestatsionaarsuse probleemi, rakendatakse uurimuses Dingi ja Grangeri (1996) välja arendatud komponent-GARCH- (CGARCH-) mudelit. Tulemused osutasid Eesti andmetel headeks ning parandasid andmete kirjeldamise võimet, võrreldes lihtsa GARCH-mudeliga. Sarnaselt GARCH standardmudeliga suutsid fiktiivsed kriisinäitajad ehk CGARCH laiendatud mudel volatiilsuse kirjeldatust parandada. Fiktiivsed kriisimuutujad osutavad aktsiatulukuse volatiilsuse ning pangakriisi ajalisele kokkulangevusele.

Üheks võimaluseks kasutada GARCH-mudelit pangakriiside ennakindikaatorina on toodud Hyytineni (1999) kirjeldatud meetod, millega võrreldakse pankade aktsiatulukuse tinglikku volatiilsust turu keskmisega. Eesti olusid arvestades pole mõtet võrrelda pankade indeksit turu koondindeksiga (TALSE), seega on võrdlusbaasiks võetud Euroopa FTSE300 aktsiaindeks. Graafilise analüüsi põhjal on näha, et kirjeldatud tinglike volatiilsuste suhe toob esile 1997.–1998. aasta kriisiperioodi ning suudab signaalseerida riskide kuhjumisest ligikaudu pool aastat kuni aasta enne kriisi raskuspunkti kättesaabumist.

Kokkuvõttes panustab uurimus turupõhiste indikaatoritele toetava eelhoiatussüsteemi meetoodika arendamisse pangakriiside ennetamiseks.

tõdeb oma uurimuses Soome aktsiaturu andmetele tuginedes GARCH-M mõju puudumist.

Kasutatud kirjandus

- Ahlstedt, M.** Analysis of Financial Risks in a GARCH Framework. – Bank of Finland Studies, 1998, E 11, pp 85–88.
- Brooks, C.** Introductory Econometrics for Finance. 2002.
- Brooks et al.** A Multi-Country Study of Power ARCH Models and national Stock Market Returns. – Journal of International Money and Finance, 2000, Vol 19, pp 377–397.
- Conrad, C.; Karanasos, M.** Fractionally Integrated APARCH Modeling of Stock Market Volatility: A multi-country study. December 2003.
- Ding, Z.; Granger C. W. J.** Modeling Volatility Persistence of Speculative Returns: A New Approach. – Journal of Econometrics, 1996, Vol 73, pp 185–215.
- Engle, R.** Autoregressive conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. – Econometrica, 1982, Vol 50, pp 987–1007.
- Green, W. H.** Econometric Analysis. 1995, pp 569–574.
- Gujarati, D. N.** Basic Econometrics. 1995.
- Hyytinen, A.** Stock Return Volatility on Scandinavian Stock Markets and the Banking Industry: Evidence from the Years of Financial Liberalisation and Banking Crisis. – Bank of Finland Discussion Papers, 1999, Vol 19.
- Illing, M.; Liu, Y.** An Index of Financial Stress for Canada. 2002.
- Kivistie, A.** Matemaatiline statistika MS Excel keskkonnas. 1999
- Merton, R. C.** On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates, Journal of Finance, 1974, 29, 449–470.
- Mishkin, F. S.** Financial Policies and the Prevention of Financial Crises in Emerging Market Countries. – NBER Working Paper, 2001, No 8087, p 10.
- Pagan, A. R; Schwert G. W.** Alternative Models for Conditional Stock Volatility. – Journal of Econometrics, 1990, Vol 45, pp 267–290.

Patterson, K. An Introduction to Applied Econometrics. A Time Series Approach. MacMillan Press, 2000, pp 738–786.

Raus, T. Aegridade mudelid II. Loengukonspekt.

Shields, K. K. Stock Return Volatility on Emerging Eastern European Markets. The Manchester School Supplement 1997, pp 118–138.

Sullivan, R.; Timmermann, A; White, H. Dangers of Data-Driven Inference: The Case of Calendar Effects in Stock Returns. June 1998.

Zirnask, V. 15 aastat iseseisvat Eesti pangandust. Tallinn: Eesti Pank, 2002.

Terence C. Mills. The Econometrics Modelling of Financial Time Series, Cambridge, 1999, Ch 4, 5.

Vance, L. M. Course Financial Econometrics, 2003, 17–21 November.