

Užsienio valiutų kursų nepastovumo ir kovariacijų prognozavimas

Audrius Dzikevičius

Vilniaus Gedimino technikos universiteto
Įmonių ekonomikos ir vadybos katedra
Saulėtekio al. 11, LT-2000 Vilnius
Tel. (8 5) 239 34 62, faks. (8 5) 239 37 44
El. paštas: audriusd@takas.lt

Straipsnyje aptariami keli užsienio valiutų kursų nepastovumo ir kovariacijų prognozavimo modeliai, jais gautų prognozių tikslumo įvertinimo metodai ir kai kurių mokslinių tyrimų rezultatai. Aprašomas empirinis tyrimas, kuriame atliktas trijų užsienio valiutų kursų nepastovumo prognozavimo modelių tikslumo įvertinimas pagal statistinius ir operacinius kriterijus.

Pagrindiniai žodžiai: užsienio valiutos kursas; nepastovumas; kovariacijos; prognozavimas; rizikos valdymas.

Įvadas

Per pastaruosius du dešimtmečius buvo skiriama labai daug dėmesio tirti finansų rinkų nepastovumą (*volatility*). Nepastovumo mokslinių tyrimų interesai neapsiribojo tokiomis laiko eilučių ekonometrijos sritimis: nepastovumo nustatymas, statistinės išvados ir modelio specifikacijos. Nepastovumo moksliniai tyrimai padėjo geriau suprasti tokias finansų ekonomikos kryptis – portfelio parinkimas, pasirinkimo sandorių vertinimas ir rizikos valdymas [27].

Finansinių priemonių pelningumo kovariacijų prognozavimas yra labai svarbus šiuolaikinei finansinės rizikos valdymo praktikai [38]. Finansinių priemonių pelningumo antrųjų momentų modeliavimas taip pat buvo mokslinių

kų vykdomų tyrimų centre [2]. Nepastovumo ir kovariacijų prognozės yra ypač svarbios rizikai valdyti [20].

Rizikos veiksnių nepastovumo ir koreliacinių ryšių prognozavimas yra labai svarbus etapas vertinant finansinių priemonių portfelio riziką. Kadangi rizikos vertės (*VaR*) matas skaičiuojamas pakankamai trumpo laiko periodo, pvz., vienos dienos ar dviejų savaitių, galima daryti prielaidą, kad nepastovumas ir koreliaciniai ryšiai per trumpą laiką daug nepasikeis, todėl užtenka remiantis istoriniais duomenimis nustatyti nepastovumą ir koreliacinius ryšius.

Tačiau vertinant išvestines finansines priemones reikia prognozuoti nepastovumą ir koreliacinius ryšius viso išvestinės finansinės prie-

monės periodo, kuris gali siekti ir kelerius metus. Taigi nepastovumo ir koreliacinių ryšių prognozavimas yra aktuali ir mokslinė, ir praktinė problema, ji yra šio straipsnio tyrimo objektas.

Kai kurie mokslininkai teigia, kad nepastovumo prognozavimas yra tiek pat menas, kiek ir mokslas [44].

Šiame straipsnyje pateikiama literatūros, nagrinėjančios nepastovumo ir kovariacijų prognozavimo modelius, apžvalga, aprašoma empirinio tyrimo metodika, tyrimui naudoti duomenys ir gauti rezultatai, pabaigoje pateikiama santrauka ir išvados.

Straipsnyje siekiama ištirti trijų nepastovumo prognozavimo metodų tikslumą remiantis šešių pagrindinių JAV dolerio užsienio valiutų kursų pokyčių duomenimis.

Pagrindinis tyrimo metodas, kuriuo vadovaujantis atlikti tyrimai, yra loginė analizė ir tokie tarpdisciplininio tyrimo metodai – sintezė, analogija, modeliavimas, verifikacija.

Atliekant užsienio valiutų kursų nepastovumo prognozavimo modelių testavimą, taikyta statistikos duomenų analizė ir sisteminimas, atlikti matematiniai skaičiavimai elektronine skaičiuokle MS EXCEL 2002 bei šiais programiniais paketais MatLab 5.0 bei Statistica 6.0.

Straipsnyje remtasi užsienio šalių mokslininkų darbais, finansų analitikų ir praktikų straipsniais ir pastebėjimais, publikuotais spausdintiniuose ir elektroniniuose leidiniuose, finansų institucijų norminiais aktais ir rekomendacijomis, kita temai aktualia medžiaga.

Atlikus skaičiavimus buvo gauti nevienareikšmiški rezultatai. Modeliai, tiksliausiai prognozuojantys tikimybinio pasiskirstymo vidurkį, prasčiausiai prognozuoja tikimybinio pasiskirstymo galus (*tails*). Gauti rezultatai daugeliu atvejų patvirtino ir kitų mokslininkų rezultatus bei nurodė tolesnes mokslinių tyri-

mų kryptis. Finansinės rizikos valdymo praktikai yra svarbesnis tikimybinio pasiskirstymo galų prognozavimas, todėl, vertinant prognozavimo modelių tikslumą, derėtų remtis operaciniais prognozavimo tikslumo vertinimo metodais, o ne statistiniais.

Nepastovumo modelių tobulinimas buvo nuosekliai sprendžiamas uždavinys. Pateiktamos apžvalgos [10; 12; 13; 28; 43] rodo esant įvairius nepastovumo mokslinių tyrimų etapus ir aspektus.

Sukurti pirmuosius ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) modelius [21] skatino noras įtraukti į prognozavimą klasterius ir „storus galus“ (*fat tails*). Vėlesni modeliai įtraukdavo vis sudėtingesnes finansinių rodiklių sekų charakteristikas: nesimetrinis nepastovumo atsakas į naują informaciją, standartizuotas inovacijų pasiskirstymas, nepastovumo proceso nuolatinumas (*persistence*), ryšiai su tolydziaisiais modeliais, aukšto dažnio duomenys ir nevienodo dažnio stebėjimai, duomenų sezoniškumas ir aukšto dažnio triukšmas. Šių mokslinių tyrimų rezultatas – buvo pasiūlyta daugybė nepastovumo proceso modelių specifikacijų.

Kai mokslininkas arba praktikas turi prieš savo akis tiek daug skirtingų modelių, natūraliai kyla klausimas, kurį pasirinkti. Į šį klausimą nėra universalaus atsakymo. Geriausias modelis priklauso nuo mokslininko tikslų. Turint tikslo funkciją, geriausio modelio ieška yra dviejų lygių problema. Mes ieškome geriausių galimybių prognozuoti ir tuo pačiu metu stebime paklaidas [37].

Literatūra, lyginanti santykinį nepastovumo modelių veikimą, koncentruojasi arba apie statistinius arba apie ekonominius kriterijus.

Kaip pažymima [35], kintamų kovariacijų ir visos finansinių priemonių pelningumų kovariacijų matricos apskaičiavimas yra ypač

svarbus vertinti finansines priemones, spręsti portfelio parinkimo uždavinį bei valdyti riziką. Iki šiol buvo pasiūlyta daug daugiafaktorinių nepastovumo modelių. Pavyzdžiui, [14] pasiūlytas įstrižinis GARCH modelis, kuriame atskiros dispersijos ir kovariacijos yra standartiniai GARCH procesai, [24] pasiūlytas GARCH-BEKK modelis, kuris lengviau apskaičiuotas matricas padaro teigiamai apibrėžtas. Rizikos valdymo srityje yra plačiai naudojamas buvusių portfelio pelningumų eksponentinis svertinis slenkančio vidurkis arba EWMA (*Equally Weighted Moving Average*) dispersijoms ir kovariacijoms apskaičiuoti [32]. Be to, šiems tikslams galima naudoti ir dispersijas bei kovariacijas, apskaičiuotas iš pasirinkimo sandorių kainų.

Daugelis mokslinių tyrimų, vertinusių nepastovumo modelių veikimą, koncentruota į imties (*in-sample*) vienfaktorinių modelių analizę, nors keletas tyrė jų veikimą už imties ribų (*out-of-sample*), naudojant statistinius ir ekonominis kriterijus. Mažiau yra darbų, kai tirtas daugiafaktorinių nepastovumo modelių veikimas tiek imties viduje, tiek ir už imties ribų pagal ekonominius kriterijus [42, 22, 45, 23, 15, 39]. Pavyzdžiui, [18] teigiama, kad kintanti kovariacijų matrica yra būtina, norint sukonstruoti optimalių vyriausybinių obligacijų bei obligacijų ateities sandorių apdraudimo koeficientą, o [35] teigiama, kad daugiafaktorinio nepastovumo modelio pasirinkimas gerokai veikia optimalių akcijų portfelio apdraudimo koeficientą. Maža to, [26] teigiama, kad paprasčiausi laiko eilučių modeliai apskaičiuoja geresnes koreliacines prognozes nei paprasti slenkančių vidurkių modeliai akcijų indekso pasirinkimo sandoriams vertinti ir prekiauti.

Finansinės rizikos valdymo srityje pabrėžiami rizikos vertės matai, nurodantys portfelio vertę, kuri gali būti prarasta per tam tikrą lai-

ką, esant tam tikram pasiklovimo lygiui. Tik nedaugelyje mokslinių darbų vertintas daugiafaktorinių nepastovumo modelių veikimas rizikos vertės modelio kontekstu. Pavyzdžiui, [29] pateikiamas platus alternatyvių rizikos vertės modelių vertinimas, naudojant užsienio valiutų kursus, nors ir neanalizuojama kovariacijų prognozių. Kai kuriuose darbuose [27; 16; 33; 19] tirti keleto finansinių priemonių portfelio rizikos vertės modeliai naudojant skirtingus daugiafaktorinius nepastovumo modelius. Jų palyginimai yra grįsti rizikos verčių išimčių per stebėjimų periodus, nurodytus bankininkystės prižiūrėtojų, skaičiumi.

1. Teoriniai nepastovumo prognozavimo modeliai

1.1. Nepastovumo prognozavimas

Čia pateikiami įvairūs nepastovumo prognozavimo modeliai, sukurti per pastaruosius du dešimtmečius. Visus šiuos modelius galima suklasifikuoti į tris kategorijas: slenkančio vidurkio modeliai, ARCH tipo modeliai ir stochastinio nepastovumo modeliai.

Nepastovumo nustatymas remiantis istoriniais duomenimis

Norint nustatyti nepastovumą remiantis istoriniais duomenimis, reikia turėti periodiškai (pvz., kiekvieną dieną, savaitę ar mėnesį) fiksuotų stebėjimų laiko eilutę. Tada apskaičiuojami logaritminiai tiriama rizikos veiksnio kainos pokyčiai u_i :

$$u_i = \ln \frac{S_i}{S_{i-1}}, \quad (1)$$

visiems $i = 1, 2, \dots, n$, čia S – rizikos veiksnio kaina i -ojo periodo pabaigoje.

Kadangi $S_i = S_{i-1} e^{u_i}$, u_i yra tolydžiai kaupiamas pelningumas i -tajame intervale, tada

nepastovumas per laiko periodą, naudojant paskutinius m stebėjimus, nustatomas pagal formulę [6]:

$$\sigma_n^2 = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (u_{n-i} - \bar{u})^2 \quad (2)$$

čia \bar{u} yra u_i vidurkis:

$$\bar{u} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m u_{n-i} \quad (3)$$

VaR skaičiuoti formulė (2) lygtyje paprastai pakeičiama taip:

- daroma prielaida, kad u lygus nuliui;
- $m-1$ pakeičiamas į m .

Šie pakeitimai turi labai nedidelę įtaką nepastovumui skaičiuoti. Tada nepastovumas skaičiuojamas pagal tokią formulę:

$$\sigma_n^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m u_{n-i}^2 \quad (4)$$

(4) lygtis visiems u^2 suteikia vienodą svorį. Kadangi paprastai tyrėją labiau domina dabartinis nepastovumas, logiška daugiau svorio suteikti naujesniems duomenims. Taip galima padaryti taikant tokį modelį:

$$\sigma_n^2 = \sum_{i=1}^m \alpha_i u_{n-i}^2 \quad (5)$$

Kintamasis α_i yra svorio kiekis, suteikiamas i -ajam stebėjimui. Natūralu, kad šie koeficientai turi būti teigiami, kadangi suteikiamas didesnis svoris naujesniems duomenims, tai $\alpha_i < \alpha_j$, kai $i > j$, taip pat turi būti tenkinama lygtis:

$$\sum_{i=1}^m \alpha_i = 1 \quad (6)$$

Nepastovumo prognozavimas pagal BIS rekomendacijas

Tarptautinių atsiskaitymų bankas (BIS) rekomenduoja [6; 7] nepastovumą skaičiuoti

remiantis paprastu kvadratų pelningumų vidurkiu, turint bent vienerių metų duomenų istoriją. Tokiu būdu atliktos prognozės gali turėti keletą nepageidautinų ypatumų.

Pirma, BIS rekomenduoja viso laikymo periodo prognozes skaičiuoti remiantis kvadratinės laiko šaknies taisykle. Ši taisyklė skaičiuoja i -osios dienos nepastovumą kaip \sqrt{i} , padauginta iš vienos dienos finansinės priemonės pelningumo standartinio nuokrypio. Ši taisyklė remiasi prielaida, kad logaritminiai pelningumai yra pasiskirstę nepriklausomai, vienodai ir pagal normalųjį pasiskirstymo dėsnį, taigi i -osios dienos pelningumo nepastovumas yra tiesiog i , padauginta iš vienos dienos nepastovumo. Iš to išplaukia, kad laikomasi prielaidos, jog nepastovumas laikui bėgant nekinta.

Antra, jeigu per paskutinius metus bus bent vienas neįprastas pelningumas, jis visus metus laikys nepastovumo įverčius aukštesni, net jei nepastovumas seniai bus grįžęs į normalų lygmenį. Atvirkščia situacija, jei kažkuriuo momentu nepastovumas bus ypač žemas, kada, net ir nepastovumui grįžus į normalų lygį, jo įverčiai bus žemesni. Problema, kai yra vienodą svorį turinčių vidurkių, yra ta, kad ekstremalūs įvykiai yra tiek pat svarbūs dabartiniams nepastovumo įverčiams, neatsižvelgiant į tai, jie įvyko vakar ar prieš daugelį metų.

Ekspontentinis svertinis slenkančio vidurkio modelis

Siekiant išvengti nepageidaujamų efektų, kurie būdingi vienodą svorį turintiems vidurkiams, laipsniškai buvo prieita prie EWMA modelio, kuris, pelningumams einant laiko ašimi atgal, jiems suteikia vis mažesnį svorį, naudodamas išlyginimo parametraž λ .

EWMA modelis yra dalinis (5) lygtyje pateikto modelio atvejis, kai svoriai α_i ekspo-

neniškai mažėja judant atgal laiko ašimi. Konkretinant, $\alpha_{t+1} = \lambda\alpha_t$, čia λ yra konstanta, kurios dydis yra tarp nulio ir vieneto.

Taigi galima taip užrašyti nepastovumo atnaujinimo formulę:

$$\sigma_n^2 = \lambda\sigma_{n-1}^2 + (1-\lambda)u_{n-1}^2. \quad (7)$$

Taigi šiuo atveju kintamumui prognozuoti pakanka turėti tik dabartinio periodo nepastovumą ir paskutinio rinkos kintamojo, kurio skaičiuojamas nepastovumas, pokytį.

Kuo didesnę λ parinksime, tuo modelis bus mažiau jautrus naujai informacijai rinkoje, kurią išreiškia u_t^2 .

ARCH tipo modeliai

Padarius prielaidą, kad egzistuoja tam tikras ilgalaikis vidutinis nepastovumo lygis V , kuriam suteikiamas svoris γ , tuomet (5) modelį galima užrašyti:

$$\sigma_n^2 = \gamma V + \sum_{i=1}^m \alpha_i u_{n-i}^2. \quad (8)$$

Svorių suma turi būti lygi vienetui:

$$\gamma + \sum_{i=1}^m \alpha_i = 1. \quad (9)$$

(8) lygtis yra žinoma kaip ARCH (m) modelis. Jį pirmą kartą pasiūlė Engle 1982 metais [21]. Jeigu prognozuodami nepastovumą naudotume tiktai paskutinio stebėjimo duomenis, gautume ARCH (1) modelį, kurio matematinė išraiška yra tokia:

$$\sigma_n^2 = \omega + \alpha u_{n-1}^2; \quad (10)$$

čia $\omega = \gamma V$.

1986 metais Bollerslev pasiūlė GARCH (1,1) (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) modelį [11]. EWMA modelio ir GARCH (1,1) modelio skirtumas yra analogiškas (5) ir (8) lygčių skirtumui. GARCH (1,1) modelyje nepastovumas yra progno-

zuojamas naudojant ilgalaikį vidutinį nepastovumą V , paskutinį rinkos kintamojo pokytį u_t bei praėjusio periodo nepastovumą σ_{n-1} :

$$\sigma_n^2 = \gamma V + \alpha u_{n-1}^2 + \beta \sigma_{n-1}^2. \quad (11)$$

čia γ yra svoris, priskirtas V , α – svoris, priskirtas u_{n-1}^2 , β – svoris, priskirtas σ_{n-1}^2 .

Svorių suma turi būti lygi vienetui:

$$\alpha + \beta + \gamma = 1. \quad (12)$$

Taigi EWMA modelis yra dalinis GARCH (1,1) modelio atvejis, kai $\gamma = 0$, $\alpha = 1 - \lambda$, $\beta = \lambda$.

(1,1) GARCH (1,1) modelyje reiškia, kad nepastovumo prognozė remiasi paskutiniu nepastovumo stebėjimu ir paskutiniu stebėtu rinkos kintamojo pokyčiu. Bendresnis GARCH (p, q) modelis prognozuoja nepastovumą pagal paskutinius stebėtus p rinkos kintamojo pokyčius bei paskutinius stebėtus q kintamumus. GARCH (1,1) yra paprasčiausias, tačiau plačiausiai taikomas finansų rinkose, nes jo prognozavimo tikslumas yra gana didelis.

Pažymėjus, kad $\omega = \gamma V$, GARCH (1,1) modelį galima užrašyti taip:

$$\sigma_n^2 = \omega + \alpha u_{n-1}^2 + \beta \sigma_{n-1}^2. \quad (13)$$

Ši GARCH (1,1) modelio išraiška yra dažniausiai taikoma parametrams nustatyti. Nustačius ω , α ir β , γ apskaičiuojama taip: $1 - \alpha - \beta$. Ilgalaikių svyravimų lygis apskaičiuojamas taip: ω / γ . Tam, kad ilgalaikis nepastovumas būtų teigiamas, reikalaujama, kad $\alpha + \beta < 1$.

Po pirmojo GARCH (1,1) modelio sukūrimo buvo pasiūlyta keletas GARCH modelio modifikacijų [27].

1.2. Kovariacijų prognozavimas

Koreliaciniai ryšiai labai svarbūs vertinant finansinių priemonių portfelio riziką. Kore-

liacinių ryšių nustatymo ir prognozavimo uždavinys gali būti sprendžiamas panašiu būdu kaip ir esant nepastovumui.

Dviejų kintamųjų X ir Y koreliacija apibrėžiama taip:

$$\frac{\text{cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y}; \quad (14)$$

čia σ_X ir σ_Y yra atitinkamai X ir Y standartiniai nuokrypiai, o $\text{cov}(X, Y)$ yra X ir Y kovariacija. Ji apibrėžiama taip:

$$E[(X - m_X)(Y - m_Y)]; \quad (15)$$

čia μ_X ir μ_Y yra atitinkamai X ir Y vidurkiai, o E – numatoma vertė.

Tarkime, kad turime du skirtingus rinkos kintamuosius U ir V . Tegu u_i ir v_i žymės proporcingius U ir V pokyčius tarp $i - 1$ -osios dienos pabaigos ir i -osios dienos pabaigos:

$$u_i = \frac{U_i - U_{i-1}}{U_{i-1}}, \quad (16)$$

$$v_i = \frac{V_i - V_{i-1}}{V_{i-1}}. \quad (17)$$

Toliau naudosime tokius žymėjimus:

$\sigma_{u,n}$ – n -ajai dienai apskaičiuotas kintamojo U dienos svyravimų lygis;

$\sigma_{v,n}$ – n -ajai dienai apskaičiuotas kintamojo V dienos svyravimų lygis;

cov_n – n -ajai dienai apskaičiuota kintamųjų U ir V dienos pokyčių kovariacija.

Tuomet n -osios dienos kintamųjų U ir V koreliacijos įvertis yra:

$$\frac{\text{cov}_n}{\sigma_{u,n} \sigma_{v,n}}. \quad (18)$$

Visiems stebėjimams suteikdami vienodą svorį ir laikydami, kad u_i ir v_i vidurkiai lygus nuliui, svyravimų lygius paskutiniams m stebėjimams nustatysime taip:

$$\sigma_{u,n}^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m u_{n-i}^2, \quad (19)$$

$$\sigma_{v,n}^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m v_{n-i}^2. \quad (20)$$

Tokiu pačiu būdu galime nustatyti kintamųjų U ir V kovariacijos įvertį:

$$\text{cov}_n = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m u_{n-i} v_{n-i}. \quad (21)$$

Nustatydami ir prognozuodami kovariacinius ryšius, galime taikyti EWMA modelį arba GARCH (1,1) modelį.

Taikant EWMA modelį, kovariacijos atnaujinimo formulė bus tokia:

$$\text{cov}_n = \lambda \text{cov}_{n-1} + (1 - \lambda) u_{n-1} v_{n-1}, \quad (22)$$

kai taikomas GARCH (1,1) modelis:

$$\text{cov}_n = \omega + \alpha u_{n-1} v_{n-1} + \beta \text{cov}_{n-1}. \quad (23)$$

1.3. Nepastovumo ir kovariacijų prognozavimo modelių mokslinių tyrimų rezultatai

1 lentelėje glaustai aprašomi trijuose moksliniuose darbuose gauti nepastovumo ir kovariacijų prognozavimo tyrimų rezultatai.

Taigi gauti labai skirtingi ir kontroversiški rezultatai. Vieni modeliai veikia geriau akcijų, kiti – valiutų rinkose, vieni pranašesni pagal statistinius kriterijus, kiti – pagal operacinius.

1 lentelė. Kai kurių mokslinių tyrimų rezultatų palyginimas

Tyrimo tikslai ir naudoti duomenys	Rezultatų aprašymas
1997 metais Alexander ir Leigh [2] atliko kovariacijų prognozavimo modelių tikslumo vertinimą naudodami akcijas	EWMA modelis gerai prognozuoja pelningumo pasiskirstymo centrą, tačiau 1 proc. procentilių prognozės yra per aukštos. Taigi VaR gali būti per žemos (palyginti su BIS

1 lentelės tęsinys

rinkos duomenis ir JAV dolerio užsienio valiūtų kursus nuo 1996 m. sausio 1 d. iki 1996 m. spalio 6 d. (200 stebėjimų)	reikalavimais). GARCH (1,1) neveikia gerai pagal statistinius kriterijus, bet, atliekant operacinį grįžtamąjį patikrinimą, jis priskiriamas žaliai zonai. Taigi GARCH (1,1) yra labiau konservatyvus. Taip pat, išskyrus JAV akcijų rinką, kur gaunamas atvirkščias rezultatas, gaunami tokie rezultatai: nors paprasto slenkančio vidurkio ir GARCH modeliai yra geresni pagal statistinius testus, EWMA modelis juos pralenkia atliekant operacinį vertinimą
2001 metais Lopez ir Walter [38] atliko kovariacijų prognozavimo modelių tikslumo vertinimą, naudodami JAV dolerio užsienio valiūtų kursus nuo 1990 m. spalio 2 d. iki 1997 m. balandžio 2 d. (1679 stebėjimai)	Pagal statistinius testus prognozavimas pagal pasirinkimo sandorių kainas yra geresnis nei paprasti vidurkiai ar GARCH. Pagal ekonominius kriterijus, paremtus VaR, pirmenybė teikiama EWMA modeliui. Šie rezultatai patvirtina ir Jorion [34], Lucas [40], Beltratti ir Morana [9], Figlewsky [25] ir kitų gautus rezultatus
2002 metais Gonzales-Rivera, Lee ir Mishra [27] atliko penkiolikos skirtingų nepastovumo prognozavimo modelių tikslumo vertinimą, naudodami S&P 500 indekso reikšmes nuo 1970 m. balandžio 1 d. iki 2000 m. lapkričio 17 d. (7647 stebėjimai)	Pasirinkimo sandoriams vertinti paprasti modeliai – paprastas slenkantis vidurkis ar EWMA modelis yra tokie pat tinkami kaip ir modeliai, turintys sudėtingesnes specifikacijas. Pagal naudingumo kriterijų dominuoja kvadratinis GARCH modelis. Pagal VaR kriterijų dominuoja stochastinis nepastovumo modelis

2. Prognozavimo tikslumo įvertinimo metodai

2.1 Prognozavimo tikslumo įvertinimo metodų tipai

Yra pakankamai literatūros, kurioje tiriamas nepastovumo prognozių finansų rinkose tikslumas. Tačiau šis uždavinys yra pakankamai problemiškas dėl keleto priežasčių. Operacinio vertinimo rezultatai, pavyzdžiui, naudojant prekybinę sistemą (*trading metric*), priklausys nuo pasirinktos vertinti sistemos, ne tik nuo vertinti naudotų duomenų. Be to, net labiau objektyvios statistinio vertinimo procedūros pateikia labai prieštaringus rezultatus. Problemų kelia tai, kad nepastovumo prognozė negali būti pagrįsta lyginant ją su pelningumų duomenimis, tai gali būti pritaikyta tik prognozuoti vidurkį, taigi reikia naudoti netiesiogines vertinimo priemones.

Iš principo galima išskirti du skirtingus prognozavimo tikslumo vertinimo metodus – statistinius ir operacinius.

2.2. Statistiniai prognozavimo tikslumo vertinimo metodai

Jei laikysimės prielaidų dėl tikimybinio pasiskirstymo normalumo ir nulinių vidurkių, nepastovumo prognozavimas bus ekvivalentus pelningumų tikimybinio pasiskirstymo tankio prognozavimui ir vertinsime jų tikslumą matuodami, kaip gerai suprognozuotas tikimybinis pasiskirstymas atitiks realius duomenis. Būtent tai ir daro tikėtinumo (*likelihood*) metodai. Laikantis prielaidų, kad pelningumai pasiskirstę pagal normalųjį pasiskirstymo dėsnį su nuliniiais vidurkiais, tikimybinio pasiskirstymo tankio funkcija yra:

$$f_i(u_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{u_i^2}{\sigma^2}\right)\right\}; \quad (24)$$

ir tikimybė gauti pelningumų seką r_1, r_2, \dots, r_n yra:

$$L(\sigma^2, \sigma_1^2, \dots, \sigma_n^2, u_1, u_2, \dots, u_n) = \prod_{i=1}^n f_i(u_i). \quad (25)$$

Lengviau dirbti, kai yra logaritminis tikėtinumumas. Jei $\log 2\pi$ daugiklis pašalinamas, $-2\log L$ yra:

$$\sum_{i=1}^n \left(\frac{u_i^2}{\sigma^2} + \log \sigma^2 \right). \quad (26)$$

Kitas statistinis tikslumo vertinimo matas – RMSE (*Root Mean Square Error*) skaičiuojamas pagal formulę:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (u_i^2 - \sigma^2)^2}. \quad (27)$$

Kaip ir visiems statistiniams matams, kuo mažesnė ši reikšmė, tuo tikslesnė prognozė. RMSE įvertina nuokrypius tarp dviejų laiko eilučių. Šis matas tiesiogiai nevertina nepastovumo prognozių tikslumo.

Alternatyvus RMSE matui yra MSE (*Mean-Squared Error*):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (u_i - \sigma)^2. \quad (28)$$

MAE (*Mean Absolute Error*) apibrėžiamas taip:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |u_i - \sigma|. \quad (29)$$

Visi trys paminėti paklaidų matai „baudžia“ prognozių paklaidas simetriškai. Šie matai tinka kovariacijų prognozėms, kurios gali būti ir neigiamos, tačiau jos netinka nepastovumo prognozėms, kurios visada turi būti teigiamos. Asimetriški paklaidų matai yra logaritminis matas LL:

$$LL = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\ln u_i - \ln \sigma)^2. \quad (30)$$

ir HMSE (*Heteroskedasticity-Adjusted MSE*):

$$HMSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{u_i}{\sigma} - 1 \right)^2. \quad (31)$$

Pažymėtina, kad LL matas negali būti naudojamas matuoti kovariacijų prognozių paklaidas, nes jos gali būti ir neigiamos. Šis matas priskiria proporcingai didesnius svorius

klaidingoms prognozėms, kai stebimas nepastovumo pakaitalas (*proxy*) yra žemas.

GARCH modelio prognozėms vertinti yra taikomas ir matas, kuris remiasi Gauso kvazimaksimumo tikėtinumo funkcija, GMLE:

$$GMLE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\ln \sigma + \frac{u_i}{\sigma} \right). \quad (32)$$

2.3. Operaciniai prognozavimo tikslumo vertinimo metodai

Siekiant išvengti paminėtų tikslumo vertinimo statistiniais matais trūkumų, galima naudoti operacinio vertinimo procedūrą, kurią 1996 metais pasiūlė BIS*, t. y. grįžtamojo patikrinimo metodą (*backtesting*) [8]. Analogiškai grįžtamajam patikrinimo metodui galima taikyti ir prognoztinio (*forward-testing*) patikrinimo metodą [2]. Pirmu atveju dabartinis 1 proc. vienos dienos VaR rodiklis yra palyginamas su dienos pelningumo pasiskirstymu (P&L), kuris būtų sukauptas, jeigu portfelis būtų laikytas 250 dienų. Antru atveju VaR apskaičiuojamas kiekvienos praėjusios dienos iš 250 dienų ir palyginamas su tos dienos P&L.

Vienų metų periodo 1 proc. dienos rizikos matas turėtų apimti vidutiniškai 247 iš 250 rezultatų, paliekant ne daugiau kaip tris išimtis. Kadangi pirmo tipo statistinė klaida testo „atmeskite modelį, jei atsiranda daugiau nei trys išimtyms“ yra pernelyg didelė, BIS sukonstravo tris „zonas“, į kurias gali patekti vidinis VaR modelis.

Modeliai patenka į „žalia“ zoną, jeigu vidutinis išimčių skaičius yra mažesnis nei penki, nuo penkių iki devynių išimčių sudaro „geltoną“ zoną, jeigu būna daugiau kaip dešimt išimčių, kai 1 proc. modelis yra lyginamas su praėjusių metų P&L, modelis patenka į „raudoną“ zoną.

* BIS – Bank for International Settlements (Tarptautinių atsiskaitymų bankas).

Modeliams, kurie patenka į geltoną zoną, gali būti pritaikytas multiplikatoriaus padidinimas iki 3.85, o modeliai, patenkantys į raudoną zoną, turi būti atmesti.

3. Užsienio valiutų kursų nepastovumo prognozavimo modelių tikslumo empirinis tyrimas

3.1. Duomenų apibūdinimas

Empiriniam tyrimui buvo naudojami šešių pagrindinių valiutų JAV dolerio kursų kasdieniai stebėjimai – Australijos dolerio (AUD), Kanados dolerio (CAD), Šveicarijos franko (CHF), Europos Sąjungos euro (EUR), Didžiosios Britanijos svaro sterlingų (GBP) ir Japonijos jenos (JPY).

Logaritminių valiutų kursų pokyčių charakteristikos pateikiamos 2 lentelėje.

Visos valiutų kursų laiko eilutės dengia periodą nuo 2000 02 23 iki 2002 07 08, o tai yra 632 stebėjimai. Remiantis šiais duomenimis apskaičiuoti logaritminiai pokyčiai.

3.2. Tyrimo metodikos aprašymas

Atliekant tyrimą siekiama įvertinti tokių nepastovumo prognozavimo modelių tikslumą:

- paprasto slenkančio vidurkio modelio pagal BIS rekomendacijas (BIS modelis);

- eksponentinio svartinio slenkančio vidurkio modelio (EWMA modelis);
- GARCH (1,1) modelio.

Visais trimis modeliais prognozuojama periodui nuo 2002 01 01 iki 2002 07 08. Naudojami keturi prognozavimo periodai – 1, 5, 10 ir 25 dienos, išskyrus operaciniam vertinimui, čia naudojamas vienos dienos periodas.

BIS ir EWMA modeliuose pasirinktas 250 dienų periodas.

EWMA modelyje λ nustatomas lygus 0,94 kaip ir J. P. Morgan Riskmetrics™ sistemoje.

GARCH modelių padarytos periodo nuo 2002 01 01 iki 2002 07 08 prognozės. GARCH prognozavimo žingsniai:

- koeficientai ω , α , β optimizuoti periodui nuo 2000 02 23 iki 2001 12 31 (žr. 3 lentelę);
- naudojantis nustatytais koeficientais yra prognozuojami kitos dienos valiutų pokyčiai;

3 lentelė. GARCH (1,1) modelio koeficientai

	ω	α	β
AUD	1,22E-06	0,023238	0,87600
CAD	3,00E-07	0,019067	0,83998
CHF	1,04E-06	0,000636	0,89396
EUR	9,75E-07	0,029498	0,87705
GBP	5,35E-07	0,025962	0,87651
JPY	1,83E-07	0,029016	0,94347

2 lentelė. Logaritminių valiutų kursų pokyčių charakteristikos

Valiuta	Vidurkis	Standartinis nuokrypis	Maksimali reikšmė	Minimali reikšmė	Ekscesas	Asimetriškumas
AUD	-4,86928E-05	0,003162058	0,012345661	-0,011658622	1,040976179	0,003999485
CAD	2,38138E-05	0,001411308	0,004125466	-0,004410536	0,087923650	0,033775838
CHF	-6,68955E-05	0,002900679	0,010073757	-0,012370478	1,040177019	-0,029970050
EUR	9,06363E-06	0,002968859	0,009671440	-0,009945933	0,618181121	0,056381943
GBP	-2,41881E-05	0,002126382	0,008233028	-0,007281828	1,039626302	-0,009386688
JPY	6,94301E-05	0,002621674	0,008865234	-0,011963864	1,586609073	-0,22781563

- procedūra kartojama, kol gaunamos prognozės iki 2002 07 08.

Gautiems prognozavimo rezultatams vertinti taikomi du statistiniai prognozavimo tikslumo vertinimo metodai (MSE ir tikėtimumo) bei du operaciniai prognozavimo tikslumo vertinimo metodai (grįžtamojo ir prognostinio patikrinimo).

3.3. Rezultatai

Gauti rezultatai atskirai interpretuojami pagal statistinius ir operacinius tikslumo įvertinimo kriterijus.

Užsienio valiutų kursų nepastovumo prognozavimo modelių tikslumo rezultatai pagal statistinius kriterijus pateikiami 4 ir 5 lentelėse.

4 lentelė. JAV dolerio valiutų kursų prognozė pagal MSE kriterijų

	1 diena	5 dienos	10 dienų	25 dienos
BIS modelis				
AUD	1,32734E-10	1,89163E-09	7,95166E-10	2,14376E-09
CAD	6,20454E-12	5,48274E-11	2,16734E-11	6,04440E-11
CHF	6,70175E-11	1,21423E-09	4,91899E-10	1,36211E-09
EUR	5,88436E-11	9,18664E-10	3,67027E-10	1,02969E-09
GBP	1,68369E-11	2,80176E-10	1,14086E-10	3,15221E-10
JPY	2,08715E-10	9,14110E-10	4,49705E-10	1,02450E-09
EWMA modelis				
AUD	<u>1,06454E-10</u>	<u>5,40610E-10</u>	<u>2,68150E-10</u>	<u>6,07671E-10</u>
CAD	6,27806E-12	4,10596E-11	1,78189E-11	4,47903E-11
CHF	<u>5,75251E-11</u>	<u>5,16650E-10</u>	<u>2,15598E-10</u>	<u>5,68971E-10</u>
EUR	<u>5,41632E-11</u>	<u>4,98994E-10</u>	<u>2,02267E-10</u>	<u>5,52534E-10</u>
GBP	<u>1,44061E-11</u>	<u>1,05299E-10</u>	<u>4,51938E-11</u>	<u>1,16387E-10</u>
JPY	2,15978E-10	9,03249E-10	4,55248E-10	1,01215E-09
GARCH modelis				
AUD	1,33034E-10	1,91078E-09	8,07379E-10	2,16554E-09
CAD	6,17612E-12	5,74762E-11	2,28071E-11	6,34557E-11
CHF	6,83470E-11	1,27096E-09	5,16801E-10	1,42661E-09
EUR	6,01347E-11	9,81761E-10	3,95574E-10	1,10143E-09
GBP	1,71909E-11	2,96125E-10	1,21537E-10	3,33355E-10
JPY	<u>2,07502E-10</u>	9,15960E-10	4,42695E-10	1,02660E-09

5 lentelė. JAV dolerio valiutų kursų prognozių $-2\log L/1000$

	1 diena	5 dienos	10 dienų	25 dienos
BIS modelis				
AUD	-0,768485205	-0,740079439	-0,73100728	-0,616693713
CAD	-0,823871673	-0,828078828	-0,847392012	-0,712248477
CHF	-0,777247382	-0,747935875	-0,740923507	-0,626448426
EUR	-0,770656686	-0,752309732	-0,751214969	-0,63296992
GBP	-0,831239668	-0,803440786	-0,794988578	-0,674589654
JPY	-0,732720375	-0,736696173	-0,752705112	-0,62775523
EWMA modelis				
AUD	<u>-0,73105977</u>	<u>-0,757338898</u>	<u>-0,785681778</u>	<u>-0,649638966</u>
CAD	<u>-0,809945614</u>	<u>-0,829355668</u>	<u>-0,857790789</u>	<u>-0,719199808</u>
CHF	<u>-0,740914198</u>	<u>-0,754403901</u>	<u>-0,77767386</u>	<u>-0,646508907</u>

5 lentelės tęsinys

	1 diena	5 dienas	10 dienu	25 dienas
EUR	<u>-0,740234423</u>	<u>-0,756466355</u>	<u>-0,779946838</u>	<u>-0,647450294</u>
GBP	<u>-0,787189677</u>	<u>-0,813566029</u>	<u>-0,83611349</u>	<u>-0,699117606</u>
JPY	<u>-0,704594154</u>	<u>-0,727165709</u>	<u>-0,762569512</u>	<u>-0,631856753</u>
GARCH modelis				
AUD	-0,770477694	-0,74065006	-0,729345213	-0,616205601
CAD	-0,828028434	-0,82838921	-0,845195069	-0,711471365
CHF	-0,7779327	-0,7471747	-0,7391437	-0,6253425
EUR	-0,7723454	-0,7516015	-0,7484814	-0,6314033
GBP	-0,8328955	-0,8027933	-0,7922795	-0,6731198
JPY	-0,733949	-0,7366484	-0,7530107	-0,6276822

Taigi pagal MSE kriterijų beveik visais atvejais pirmenybė turėtų būti atiduota nepastovumo prognozavimo EWMA modeliu (mažiausia kriterijaus reikšmė pabraukta).

Pagal MSE kriterijų taip pat visais atvejais, išskyrus vieną, pirmenybė turėtų būti teikiama nepastovumo prognozavimui EWMA modeliu. Taigi galima teigti, kad nepastovumo tikimybinio pasiskirstymo centrą tiksliausiai prognozuoja EWMA modelis. Įdomu, ar EWMA modelis taip pat tiksliai prognozuoja tikimybinio pasiskirstymo galus.

Užsienio valiutų kursų nepastovumo prognozavimo tikslumo rezultatai pagal operacinius kriterijus pateikiami 6 ir 7 lentelėse.

Matome, kad visais trimis modeliais sunku prognozuoti tikimybinio pasiskirstymo galus. „Žaliai“ zonią gali būti priskirti GARCH ir BIS modeliai CAD kursui prognozuoti. BIS bei GARCH modeliai kitų valiutų pokyčiams

prognozuoti gali būti priskirti tik „geltonai“ zonią, o EWMA modelis kitų valiutų nei CAD pokyčiams prognozuoti gali būti priskirtas tik „raudonai“ zonią, t. y. netinkamas.

Pagal prognostinio patikrinimo testus „žaliai“ zonią priskiriami BIS ir GARCH modeliai bei EWMA modelis CAD, CHF bei EUR valiutų pokyčiams prognozuoti. EWMA modelis kitų valiutų pokyčiams prognozuoti gali būti priskirtas tik „geltonai“ zonią.

Išvados

Nepastovumo ir kovariacijų prognozavimas buvo viena iš svarbiausių finansų ekonomikos tyrimų krypčių, kadangi šios srities tyrimai padėjo efektyviai spręsti įvairius uždavinius parenkant finansinių priemonių portfelio struktūrą, vertinant įvairias finansines priemones bei valdant finansines rizikas.

6 lentelė. Valiutų kursų prognozių vidutinis išimčių skaičius grįžtamojo patikrinimo testuose

	BIS	EWMA	GARCH
AUD	7,77	29,27	<u>7,28</u>
CAD	4,14	7,74	<u>3,36</u>
CHF	8,51	19,58	<u>7,94</u>
EUR	7,91	19,29	<u>7,24</u>
GBP	7,25	22,34	<u>6,99</u>
JPY	<u>6,65</u>	10,83	6,73

7 lentelė. Užsienio valiutų kursų prognozių vidutinis išimčių skaičius prognostinio patikrinimo testuose

	BIS	EWMA	GARCH
AUD	2	8	<u>1</u>
CAD	<u>4</u>	<u>4</u>	<u>4</u>
CHF	<u>0</u>	5	<u>0</u>
EUR	<u>1</u>	2	<u>1</u>
GBP	2	8	<u>1</u>
JPY	<u>4</u>	6	<u>4</u>

Per pastaruosius dvidešimt metų buvo sukurta keliolika nepastovumo ir kovariacijų prognozavimo modelių. Šių prognozavimo modelių tikslumą galima vertinti naudojant įvairius kriterijus, tačiau juos visus galima suskirstyti į dvi pagrindines kategorijas – statistinius ir operacinius, arba ekonominius. Pirmieji vertina tikimybinio pasiskirstymo vidurkio prognozavimo tikslumą, antrieji stengiasi įvertinti tikimybinio pasiskirstymo galų prognozavimo tikslumą, o tam iš esmės ir yra skirtas visas finansinių rizikų valdymas.

Naudojantis šešių pagrindinių JAV dolerio valiutų kursų laiko eilutėmis, apimant periodą

nuo 2000 02 23 iki 2002 07 08, buvo vertintas trijų nepastovumo prognozavimo modelių (BIS, EWMA ir GARCH (1,1)) tikslumas tiek statistiniais, tiek ekonominiais kriterijais. Pagal statistinius kriterijus pirmenybė turėtų būti teikiama EWMA modeliui, o pagal operacinius kriterijus – BIS ir GARCH (1,1) modeliams. Nepaisant to, nepavyko gauti tokių rezultatų tikslumo, kad būtų galima teigti, jog abiejų minėtų prognozavimo modelių tikslumas yra labai geras, todėl tolesnėmis mokslinių tyrimų kryptimis būtų galima įvardyti GARCH modelių su sudėtingesnėmis specifikacijomis ir stochastinių modelių testavimą remiantis operaciniais kriterijais.

LITERATŪRA

1. Alexander C. Volatility and Correlation: Measurement, Models and Applications // Risk Management and Analysis. Volume 1: Measuring and Modelling Financial Risk / edited by Carol Alexander. John Wiley & Sons, 1998.
2. Alexander C. O., Leigh C. T. On Covariance Matrices used in Valuc-at-Risk Models // Journal of Derivatives. 1997 (4:3), p. 50–62.
3. Andersen T. G., Bollerslev T. Answering the Sceptics: Yes, Standard Volatility Models Do Provide Accuarte Forecasts // International Economic Review. 1998, 39(4), p. 885–905.
4. Andersen T. G., Bollerslev T., Diebold F. X., Labys P. Modelling and Forecasting Realized Volatility, Working Paper, 2002.
5. Andersen T.G., Bollerslev T., Meddahi N. Analytic Evaluation of Volatility Forecasts. Working Paper, Northwestern, Duke, and Montreal Universities, 2002.
6. Basel Committee on Banking Supervision. An Internal Model-Based Approach to Market Risk Capital Requirements, April 1995.
7. Basel Committee on Banking Supervision. Amendment to the Capital Accord to Incorporate Market Risks. Report 24, Bank for International Settings, 1996.
8. Basel Committee on Banking Supervision. Supervisory Framework for the Use of „Backtesting“ in Conjunction with the Internal Models Approach to Market Risk Capital Requirements. Report 22, Bank for International Settings. 1996.
9. Beltratti A., Morana C. Computing Valuc-at-Risk with High Frequency Data // Journal of Empirical Finance. 1999, (6), p. 431–455.
10. Berra A. K., Higgins M. L. ARCH Models: Properties, Estimation, and Testing // Journal of Economic Surveys. 1993, (7), p. 305–366.
11. Bollerslev T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity // Journal of Econometrics. 1986, (31), p. 307–27.
12. Bollerslev T., Chou R. Y., Kroner K. F. ARCH Models in Finance // Journal of Econometrics. 1992, (52), p. 5–59.
13. Bollerslev T., Engle R. F., Nelson D. B. ARCH Models // Handbook of Econometrics. 1994, vol. 4.
14. Bollerslev T., Engle R. F., Wooldridge J. M. A Capital Asset Pricing Model with Time-Varying Covariances // Journal of Political Economy. 1988, (96), p. 116–131.
15. Bollerslev T., Ghysels E. Periodic Autoregressive Conditional Heteroskedasticity // Journal of Business and Economics Statistics. 1996, (14), p. 139–157.
16. Boudoukh J., Richardson M., Whitelaw R. The Best of Both Worlds // Risk, May. 1998, p. 64–67.
17. Brooks C., Persaud G. Volatility Forecasting for Risk Management // Journal of Forecasting. 2002, vol. 22, 1.

18. Cecchetti S. G., Cumby R. E., Figlewsky S. Estimation of the Optimal Futures Hedge // *Review of Economics and Statistics*. 1988, (14), p. 139–157.
19. Dave R. D., Stahl G. On the Accuracy of VaR Estimates Based on the Variance-Covariance Approach // Manuscript, German Federal Banking Supervisory Office, 1996.
20. Dowd K. *Beyond Value at Risk: The New Science of Risk Management*. John Wiley & Sons Ltd., 1999.
21. Engle R. F. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of UK Inflation // *Econometrica*. 1982, (50), p. 987–1008.
22. Engle R. F., Hong C.-H., Kane A., Noh J. Arbitrage Valuation of Variance Forecasts with Simulated Options in Chance D. M., Tripp R. R., eds. *Advances in Futures and Options Research*, 393–415. Greenwich, CT: JIA Press, 1993.
23. Engle R. F., Kane A., Noh J. Index-Option Pricing with Stochastic Volatility and the Value of Accurate Variance Forecasts // *Review of Derivatives Research*. 1996, (1), p. 139–158.
24. Engle R. F., Kroner K. Multivariate Simultaneous Generalized ARCH // *Econometric Theory*. 1995, (11), p. 122–150.
25. Figlewsky S. Forecasting Volatility // *Financial Markets, Institutions and Instruments*. 1997, (6), p. 1–88.
26. Gibson M. S., Boyer B. H. Evaluating Forecasts of Correlation Using Option Pricing // *The Journal of Derivatives*, Winter. 1998, p. 18–38.
27. Gonzalez-Rivera G., Lee T.-H., Mishra S. Forecasting Volatility: A Reality Check Based on Option Pricing, Utility Function, Value-at-Risk, and Predictive Likelihood, University of California, Working Paper, November 2002.
28. Gouriéroux C. *ARCH Models and Financial Applications*, Springer, 1997.
29. Hendrics D. Evaluation of Value-at-Risk Models Using Historical Data // *Federal Reserve Bank of New York Economic Policy Review*. 1996, (2), p. 39–69.
30. Hordahl P. *Financial Volatility and Time-Varying Risk Premia*. Lund, 1997.
31. Hull J. C. *Options, Futures & Other Derivatives*. 4th ed. Prentice Hall, 2000.
32. Morgan J. P. J. P. Morgan/Reuters Riskmetrics™ – Technical Document. New York: J. P. Morgan, 1996.
33. Jackson P. Maude D. J., Perraudin W. Bank Capital and Value at Risk // *Journal of Derivatives*. 1997, (3), p. 73–89.
34. Jorion Ph. Predicting Volatility in the Foreign Exchange Market // *Journal of Finance*. 1995, (50), p. 507–528.
35. Kroner K. F., Ng V. K. Modelling Asymmetric Comovements of Asset Returns // *The Review of Financial Studies*. 1998, (11), p. 817–844.
36. Lee T.-H., Saltoglu B. Evaluating Predictive Performance of Value-at-Risk Models in Emerging Markets: A Reality Check, UC Riverside, 2001.
37. Lo A. W., MacKinlay A. C. *A Non-Random Walk Down Wall Street*, Princeton: Princeton University Press, 1999.
38. Lopez J. A., Walter Ch. A. Evaluating Covariance Matrix Forecasts in a Value-at-Risk Framework. Draft, March 1, 2001. (www.gloriamundi.org).
39. Lopez J. A. Evaluating the Predictive Accuracy of Volatility Models // *Journal of Forecasting*. 2001, (20), p. 87–109.
40. Lucas A. A Note on Optimal Estimation from a Risk-Management Perspective under Possibly is-specified tail Behaviour // *Journal of Business and Economic Statistics*. 2000, (18), p. 31–39.
41. Noh J., Engle R. F., Kane A. Forecasting Volatility and Option Prices of the S&P 500 Index // *Journal of Derivatives*. 1994, p. 17–30.
42. Pagan A. R., Schwert G. W. Alternative Models for Conditional Stock Volatility // *Journal of Econometrics*. 1990, (45), p. 267–290.
43. Poon S.-H., Granger C. W. J. Forecasting Volatility in Financial Markets: A Review. *Strathclyde University and UCSD*, 2002.
44. Sushil Sawant. Forecasting Volatility: A Literature survey, Article 1, July 2001, ICICI Ltd. (www.iciciresearchcentre.org)
45. Wes K. D., Edison H. J., Cho D. A Utility-Based Comparison of Some Models of Exchange Rate Volatility // *Journal of International Economics*. 1993, (35), p. 23–45.

FORECASTING OF VOLATILITY AND COVARIANCES OF FOREIGN EXCHANGE

Audrius Dzikevičius

Summary

Volatility and covariance matrix forecasting is very important area in Financial Economics, since re-

search in this field helped to solve effectively such tasks asset allocation, valuation of various finan-

cial instruments, and management of financial risks.

During the last twenty years there was developed a number of forecasting models for volatility and covariance matrix. The accuracy of these forecasting models may be tested using various criteria. All of them may be grouped into two main categories – statistical and operational or economical. Statistical criteria assess the accuracy of the average of probability distribution of forecasts, while operational criteria strive to assess the accuracy of tails of probability distribution of forecasts.

Using six time series of main USA dollar exchange rates, covering the period from 23.02.2000

till 08.07.2002, it was empirically tested the accuracy of three forecasting models (BIS, EWMA, and GARCH (1,1)) using both statistical and operational criteria. According to statistical criteria the preference should be given to the EWMA model, but according to operational criteria – to BIS and GARCH (1,1) models. Despite that, it was not achieved such level of accuracy that one could state that the accuracy of both forecasting models is very good. So directions for the future research may be the following – using operational criteria to test GARCH models and stochastic models with more sophisticated specifications.

Itiekta 2003 m. spalio mėn.