ISSN 1392–1258. EKONOMIKA. 1999. 46

MAKROEKONOMINIŲ RODIKLIŲ TRUMPALAIKIS PROGNOZAVIMAS, PANAUDOJANT STATISTINĖS ANALIZĖS SISTEMĄ (SAS)*

Giedrius Vilutis

Doktorantas, Lietuvos banko vyr. ekonomistas
VGTU Fundamentinių mokslų fakulteto Matematinės statistikos katedra
Totorių g. 4, Vilnius
Tel. 68 01 36
El. paštas gvilutis@mail.lbank.lt.

Pagrindinis šio darbo tikslas realizuoti Lietuvos monetarinių, infliacinių, palūkanų normų ir užsienio prekybos rodiklių prognozavimo metodiką ir įvertinti prognozės paklaidas, taikant laiko eilučių analizės teoriją ir SAS paketą.

Įvertinti pagrindinių ekonominių rodiklių trendai ir sezoniniai indeksai. Trendų modeliai daugiausiai tiesiniai, bet VKI (vartotojų kainų indeksui) ir palūkanų normoms taikyti netiesiniai modeliai. Sezoninis indeksas vertintas sumavimo metodu ir X-11 procedūra. Rodiklių atsitiktinėms fluktuacijoms taikytas ARIMA modelis. Atliktos vienų metų prognozės patvirtino autoregresinių modelių panaudojimo dabartinės Lietuvos ekonomikos tyrimams tikslingumą.

Įvadas

Lietuvos ekonomikoje pribrendo sąlygos nustatyti įvairių ekonominių rodiklių elgesio dėsningumus. Tai labai aktualus uždavinys tiek įvairaus dydžio įmonėms, tiek valstybiniam ekonominiam planavimui. Be to sunku sėkmingai įgyvendinti šalies pagrindinę ekonominio planavimo strategiją.

Statistikos departamentas prie Lietuvos Respublikos finansų ministerijos, Lietuvos bankas ir kitos institucijos jau surinko nemaža statistinių-ekonominių duomenų, daugiausiai nuo 1992 m. gruodžio mėn. Iš jų matyti, kad ekonominiai procesai pradeda stabilizuotis, galima nustatyti jų dėsningumus. Dėl to svarbu gerai juos aprašyti ir taikyti rodikliams prognozuoti, t. y. praeities duomenims ekstrapoliuoti į ateitį. Ekonominių rodiklių prognozė gali būti atliekama, remiantis tik pačių rodiklių praeities reikšmėmis arba panaudojant ryšių ir priklausomybių su kitais ekonominiais rodikliais ar įvykiais tyrimus. Pavyz-

* Šio darbo tyrimai pradėti Matematikos ir informatikos institute ir baigti dirbant Lietuvos banke.

džiui, galima prognozuoti prekių ir paslaugų kainas, atsižvelgiant į vieną ar kitą Vyriausybės sprendimą (akcizo padidėjimas, darbo užmokesčio pakėlimas).

Atliktų tyrimų pobūdis artimas straipsniams [1] ir [2]. Tačiau šiame straipsnyje pagrindinis dėmesys skiriamas SAS (statistinės analizės sistemos) programinės įrangos panaudojimui. Dėkoju profesoriui R. Rudzkiui, paskatinusiam parašyti šį straipsnį ir pateikusiam kritinių pastabų.

Iliustracijai straipsnyje pateikiami šių rodiklių autoregresiniai modeliai ir prognozės:

1. Pinigai P1.
2. Kvazipinigai.
3. Pinigai P2.
4. Pinigai apyvartoje.
5. Pinigų atsarga.
6. Vidutinis mėnesinis bruto darbo užmokestis.
7. Visų paskolų litais vidutinių metinių palūkanų normos.
8. Visų paskolų valiuta vidutinių metinių palūkanų normos.
9. Terminuotų indėlių litais vidutinių metinių palūkanų normos.
10. Terminuotų indėlių valiuta vidutinių metinių palūkanų normos.
11. Prekių ir paslaugų eksportas.
12. Prekių ir paslaugų importas.
13. Užsienio prekybos deficitas.
14. Vartojimo prekių ir paslaugų kainų indekso (VKI) mėnesiniai pokyčiai.

Matematiniai modeliai

Ekonometrikoje ir atliekant laiko eilučių tyrimus taikomi įvairūs matematiniai modeliai. Vienas iš populiaresnių, kai procesas išskaidomas į kelias komponentes – trendą, sezoninę dalį ir atsitiktinę fluktuaciją. Paprastai naudojami adityvus arba multiplikatyvus modeliai. Pirmasis užrašomas šitaip:

$$Y(t) = m(t) + s(t) + \xi(t). \qquad (1)$$

Čia $m(t)$ – trendo funkcija; $s(t)$ – sezoninė komponentė, kuriai galioja:

$$s(t+\tau) = s(t), \quad \sum_{t=1}^{\tau} s(t) = 0;$$

τ–periodo ilgis; $\xi(t)$ – atsitiktinių fluktuacijų komponentė, kuri laikoma stacionariu procesu su nuliniu vidurkiu. Tačiau dažniausiai ekonomikoje $\xi(t)$ turi nepastovią dispersiją, t. y. kylant trendui, nuokrypiai didėja ir laikyti $\xi(t)$ stacionariu procesu nekorektiška. Todėl taikomas ir multiplikatyvus modelis:

$$Y(t) = m(t)s(t)\xi(t). \qquad (2)$$

Čia sezoninei komponentei galioja tokios sąlygos:

$$s(t+\tau) = s(t), \quad \prod_{t=1}^{\tau} s(t) = 1.$$

Būtų galima (2) modelio išraišką išlogaritmuoti ir tada gautume:

$$\log Y(t) = \log m(t) + \log s(t) + \log \xi(t).$$

Pažymėjus rodiklių logaritmus naujais kintamaisiais, modelis virstų adityviu. Tačiau taip daryti ne visai tikslinga, nes išlogaritmavus proceso su tiesiniu trendu reikšmes, trendo funkcija būtų nebetiesinė ir parametrų įverčius gautume su poslinkiu. Yra ir kitokių metodų, realizuotų SAS pakete, kurie leidžia tirti modelį su multiplikatyviomis sezoninės ir atsitiktinių fluktuacijų komponentėmis.

Daugumos Lietuvos ekonominių rodiklių trendai yra tiesiniai:

$$m(t) = a + bt. \tag{3}$$

Tačiau kai kuriems rodikliams taikytini ir kitokie trendų modeliai. Pavyzdžiui, kainų indeksui priimtinesnis būtų ne tiesinis, o asimptotinės kreivės modelis:

$$m(t) = \frac{at}{1+bt}. \tag{4}$$

Tai matyti iš to fakto, kad stabilizuojantis ekonomikai, infliacija nusistovi ties kažkuria reikšme. Šį faktą patvirtina ir realūs duomenys. Be to, šiame tyrime buvo naudojami ir tokie trendo modeliai:

$$m(t) = c + a \exp(b\ t),$$

$$m(t) = \frac{a}{(1+b \cdot t)^2}$$

Šie modeliai taikomi rodikliams, kurių reikšmės netiesiškai mažėja prie tam tikro lygio, pavyzdžiui, prie pasaulinių infliacijos, palūkanų normų lygio. Kai taikomi tokie trendai, dažniausiai bendras modelis yra multiplikatyvus, nes rodiklių reikšmės tiriamo laikotarpio pradžioje svyruoja labiau nei pabaigoje. SAS pakete tiesiniai ir netiesiniai trendų modeliai gali būti įvertinti su MODEL procedūra. Ši procedūra leidžia vartotojui įtraukti įvairiausius trendo modelius, pasirinkti skaičiavimo metodus (mažiausiųjų kvadratų metodas (MKM), dvipakopis MKM, apibendrintas momentų metodas ir kiti).

Tikslinant (1) ir (2) modelius, naudinga atsitiktinei komponentei ξ pritaikyti parametrinį ARMA(p, q) (angl. šifruojamas kaip Autoregressive Moving-Average) modelį, kuris aprašomas šitaip:

$$\xi(t) = \mu + \frac{\theta(B)}{\phi(B)}\varepsilon(t), \tag{5}$$

p – autoregresijos eilė;

q – slenkančio vidurkio eilė;

μ – vidurkio narys;

B – poslinkio operatorius, t. y. $BX(t) = X(t-1)$, $B^pX(t) = X(t-p)$;

$\phi(B)$ – autoregresinis operatorius, išreiškiamas kaip poslinkio operatorių polinomas: $\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \cdots - \phi_p B^p$;

$\theta(B)$ – slenkančio vidurkio operatorius, išreiškiamas kaip poslinkio operatorių polinomas: $\theta(B) = 1 - \theta(B) - \cdots - \theta_q B_q$;

$\varepsilon(t)$– nepriklausomų vienodai pasiskirsčiusių dydžių seka.

Modelio parametrai vertinami SAS procedūra ARIMA. Be to, šis modelis leidžia įvertinti ir sezoniškumą, jei į autoregresinę ar slenkančio vidurkio dalis įtrauktume narius, kurių p ar q sutaptų su sezoninio periodo ilgiu τ. Tada turėtume adityvų sezoniškumą. Jei priimtinesnis multiplikatyvus modelis, taikome bendresnį ARIMA(p, d, q)×(P, D, Q)$_s$ modelį. Jis užrašomas šitaip:

$$(1-B^d)(1-B^D)Y(t) =$$
$$= \mu + \frac{\theta_1(B)\theta_2(B)}{\phi_1(B)\phi_2(B)}\varepsilon(t) \tag{6}$$

čia: d – diferencijavimo eilė;

P, D, Q – sezoninės dalies parametrai;

$\theta_1(B) = 1 - \theta_1 B - \cdots - \theta_q B^q$;

$\theta_2(B) = 1 - \theta_1 B_\tau - \quad - \theta_Q B^{\tau Q}$;

Analogiškos ir $\phi_1(B)$ ir $\phi_2(B)$ išraiškos.

Jei nagrinėjama seka Y(t) turi ryškų trendą ir sezoniškumą, o jie nebuvo eliminuoti padalijus ar atėmus (atsižvelgiant į tai, modelis multiplikatyvus ar adityvus), tai pravartu naudoti sekos diferencijavimą, t. y. imti pirmos ir sezoninio periodo ilgio eilės pokyčius.

ARIMA modelis gerai apibrėžia realią seką tik tada, kai galioja prielaida, kad var $\varepsilon(t) = \sigma^2$ nekinta laike. Jei taip nėra, išeitį galima rasti, naudojant ARCH (angl. šifruojama taip – autoregressive conditional heteroscedasticity) modelius, vertinamus SAS procedūra AUTOREG.

Modelio parametrų įvertinimas

Antrame skyriuje paminėtų matematinių modelių pagrindu sudaryti rodiklių prognozavimo algoritmai buvo realizuoti su SAS paketu, naudojantis standartinėmis procedūromis. Šiame darbe daugiausia buvo naudotasi SAS ekonometrikos ir laiko eilučių analizės (SAS/ETS – Econometric and Time Series) dalimi. Taip pat buvo panaudotos ir papildomos procedūros, autoriaus realizuotos SAS programavimo kalba.

Trumpumo dėlei nagrinėsime multiplikatyvų modelį. Adityviam reikėtų dalybos veiksmą pakeisti į atimties, o daugybos – į sumos. Be abejo, šiam modeliui skaičiavimo metodai yra paprastesni, todėl nagrinėsime bendresnį atvejį. Tarkime, turime duomenų seką $Y(t)$, jai taikome (2) modelį. Pirmiausiai vertiname trendo parametrus GMM (angl. šifruojasi taip–Generalized Method of Moments) metodu, kuris naudojamas gauti efektyvius parametrų įverčius esant heteroskedastiškumui. Multiplikatyvus modelis, naudojant GMM metodą, kaip tik ir atsižvelgia į šią duomenų savybę. SAS sistemoje GMM metodas realizuotas, panaudojant instrumentinius kintamuosius, todėl svarbu gerai juos parinkti. Šio metodo skaičiavimai atliekami SAS procedūra MODEL.

Galimas ir kitoks multiplikatyvaus modelio sprendimo būdas. Tai modelio transformavimas, t. y. neadityvios modelio paklaidos panaudojimas skaičiavimams. Atliekama šitokiu būdu: tarkime, (2) modelio paklaida $\xi(t) = \exp(\varepsilon(t))$, čia $E\varepsilon(t) = 0$. Jei pirmu vertinimo etapu $s(t)$? 1, tai modelis bus šitoks:

$$Y(t) = m(t) \quad \exp(\varepsilon(t)). \tag{7}$$

Tada $m(t)$ parametrai bus vertinami MKM, kuris minimizuoja įverčio $\varepsilon = \ln(\xi)$ kvadratų sumą. Gauti įverčiai bus suderinti, bet prognozė paslinkta. Norint išvengti poslinkio, reikia transformuoti prognozės reikšmes, padauginus iš $\exp(\sigma^2/2)$; čia σ yra Y liekanų vidutinis kvadratinis nuokrypis [3].

Turėdami trendo įverčius, toliau vertiname sezoninį indeksą:

$$\bar{s}_j = \tilde{s}_j / \left(\prod_{i=1}^{12} \tilde{s}_i\right)^{1/12} \tag{8}$$

$$\tilde{s}_j = \sum_{t \in T_j} Y_s(t) / \# T_j \ ; \quad Y_s = Y / \bar{m}(t) \ \text{– seka}$$

be trendo; T_j – visuma įvairių metų j-ųjų mėnesių, priklausančių stebėjimo momentų aibei T.

Esant ryškiam sezoniškumui ir vertinant pirmu etapu trendą be sezoniškumo, trendo parametrų įverčiai iškraipomi. Tai galima sušvelninti rekurentiškai tikslinant trendo ir sezoninio indekso įverčius pagal tokį ciklą:

$$\bar{s}^{(1)}(t) \equiv 1 \Rightarrow \bar{m}^{(1)}(t) \Rightarrow \bar{s}^{(2)}(t) \Rightarrow \ldots \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \bar{m}^{(k)}(t) \Rightarrow \bar{s}^{(k+1)}(t).$$

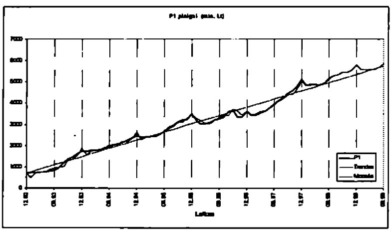
Kitas būdas vertinti sezoniškumą – sezoninis išlyginimas, naudojant standartinę X–11 procedūrą [3], kuri, be to, įvertina ir neparametrinį trendą. Taip pat galima sezoninę komponentę įtraukti ir į liekanų modelį $\xi(t)$, kurį apibrėžtume kaip ARIMA(p, d, q) × (P, D, Q)$_s$ modelį. Jo parametrai skaičiuojami naudojant standartinę SAS procedūrą ARIMA. Joje galimi tokie skaičiavimo metodai – apibendrintas mažiausiųjų kvadratų metodas (MKM), maksimalaus tikėtinumo metodas (MTM) bei sąlyginiai MTM ir MKM. Plačiau jie aprašyti [3].

Tyrimo rezultatai

Daugumos tirtų rodiklių prognozės sudarytos apsiribojant autoregresine analize. Jos modeliai yra gana paprasti ir lengvai identifikuojami, nes nereikia ieškoti tarpusavio ryšio su kitais rodikliais, taip pat gerai aprašomos trumpalaikės prognozės. Trendo tipas parenkamas, atsižvelgiant į rodiklių pagrindinę tendenciją ir prigimtį. Konkretūs trendo funkcija ir ARIMA modelis pasirinkti pagal mažiausią paklaidą, skaičiuotą *Cross Validation* metodu, kuris aptariamas kitame skyrelyje.

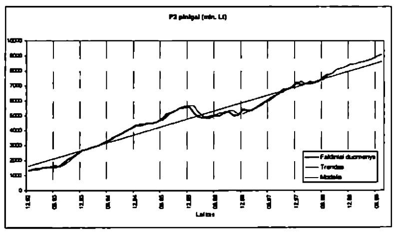
Taigi, įvertinus rodiklių modelių parametrus, apskaičiuota vienų metų prognozė. Toliau pateikiami keliolikos rodiklių autoregresinių modelių ir vienų metų prognozės grafikai.

Rodiklių modeliai ir vienų metų prognozės



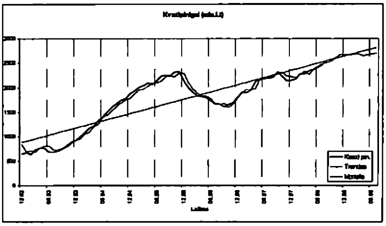
1 pav. **Pingų kiekis P1**

Modelis: y(t)=a+b·t+ s(t) + + ARIMA(p=(1)(12) d=(0))



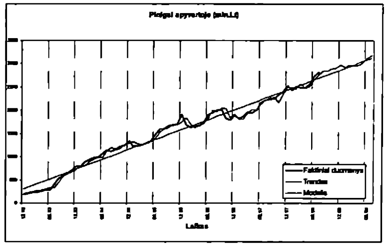
2 pav. **Pinigų kiekis P2**

Modelis: y(t)=a+b·t+ARIMA(p=(12) q=(3) d=(1))



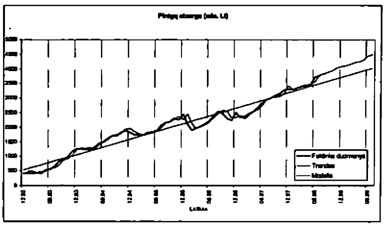
3 pav. **Kvazipinigai**

Modelis: $y(t)=a+b\cdot t+$
$+\ \mathrm{ARIMA}(p=(1)(12\ 24)\ d=(0))$



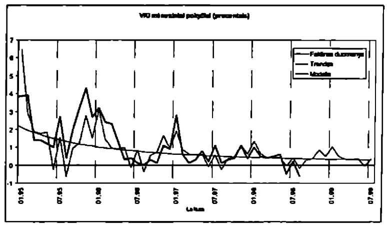
4 pav. **Pinigai apyvartoje**

Modelis: $y(t)=a+b\cdot t\ +$
$+\ \mathrm{ARIMA}(p=(1,3)(12)\ d=(0))$



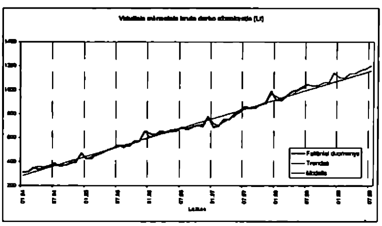
5 pav. **Pinigų atsarga**

Modelis: $y(t)=a+b\cdot t\ +$
$+\ \mathrm{ARIMA}(p=(3)(12)\ d=(1))$



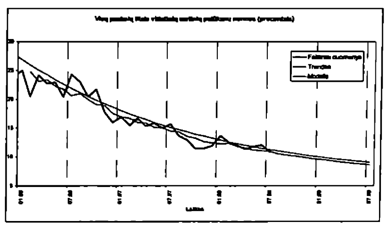
6 pav. **VKI mėnesiniai pokyčiai**

Modelis: $y(t)=\ (0{,}1+a/(1+b\times t)^2)\ \times$
$\times\ (s(t)\ +\xi(t))$



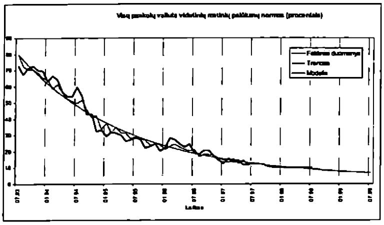
7 pav. **Vidutinis mėnesinis bruto darbo užmokestis**

Modelis: $y(t)=a+b\cdot t\ +\ s(t)\ +$
$+\ \mathrm{ARIMA}(p=(1)(12)\ d=(1))$



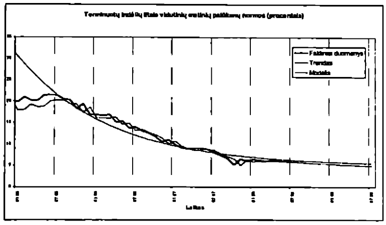
8 pav. **Visų paskolų litais vidutinių metinių palūkanų normos**

Modelis: $y(t)=\ [6+a\times \exp(b\times t)]\ \times$
$\times\ \mathrm{ARIMA}(q=(1)\ d=(0))$



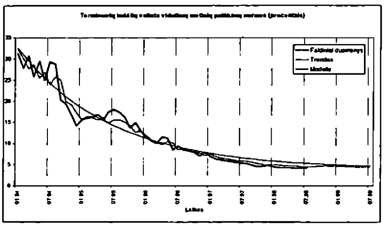
9 pav. **Visų paskolų valiuta vidutinių metinių palūkanų normos**

Modelis: y(t)=[4+a·exp(b·t)] +
+ ARIMA(q=(1) d=(0))



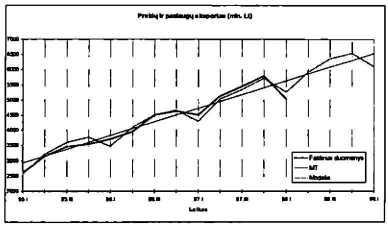
10 pav. **Terminuotų indėlių litais vidutinių metinių palūkanų normos**

Modelis: y(t)=[5+a·exp(b·t)] +
+ ARIMA(q=(1) d=(0))



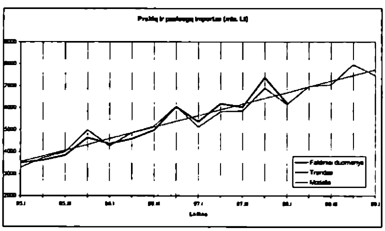
11 pav. **Terminuotų indėlių valiuta vidutinių metinių palūkanų normos**

Modelis: y(t)=[4+a·exp(b·t)] +
+ ARIMA(q=(1) d=(1))



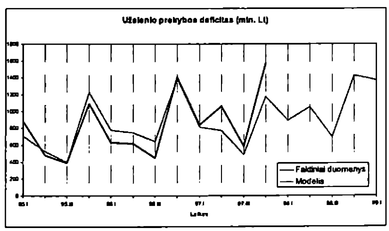
12 pav. **Prekių ir paslaugų eksportas**

Modelis: y(t)=a+b·t + s(t) +
+ ARIMA(p=(12) d=(0))



13 pav. **Prekių ir paslaugų importas**

Modelis: y(t)=a+b·t + s(t) +
+ ARIMA(q=(1) d=(0))



14 pav. **Užsienio prekybos deficitas**

Modelis: Deficitas=Importas−Eksportas

Rodiklis	Mėnesiai											
	08	09	10	11	12	01	02	03	04	05	06	07
P1 prognozė, mln. Lt	5332,67	5459,16	5450,11	5545,54	5804,61	5577,89	5567,24	5588,58	5591,56	5694,86	5835,79	5958,82
P2 prognozė, mln. Lt	7858,24	8071,28	8161,79	8266,69	8437,45	8440,21	8551,66	8617,75	8704,39	8810,06	8955,23	9074,74
Kvazipinigų prognozė, mln. Lt	2507,98	2539,17	2605,80	2668,90	2665,92	2662,67	2667,72	2692,50	2648,13	2664,06	2682,03	2702,36
Pinigų apyvartoje prognozė, mln. Lt	2842,76	2845,38	2885,94	2916,82	2987,60	2926,20	2973,97	2961,26	2966,00	3014,08	3115,81	3180,93
Pinigų atsargos prognozė, mln. Lt	3838,13	3896,71	3954,91	4037,92	4083,73	4107,83	4160,22	4211,50	4244,78	4305,92	4442,06	4497,93
VKI mėnesinių pokyčių prognozė, %	*) -0,6	0,28	0,37	0,86	0,48	1,03	0,49	0,33	0,32	0,36	-0,05	0,33
Vidutinio mėnesinio bruto darbo užmokesčio prognozė, Lt.	1031,32	1035,14	1059,04	1060,72	1140,24	1097,42	1099,45	1134,64	1135,20	1157,19	1173,92	1197,07
Visų paskolų litais vidutinių metinių palūkanų normų prognozė, %	10,53	10,34	10,13	9,93	9,74	9,56	9,39	9,23	9,07	8,92	8,78	8,64
Visų paskolų valiuta vidutinių metinių palūkanų normų prognozė, %	9,27	8,52	8,31	8,12	7,93	7,76	7,59	7,43	7,27	7,12	6,98	6,85
Terminuotų indėlių litais vidutinių metinių palūkanų normų prognozė, %	5,76	5,66	5,57	5,49	5,41	5,33	5,26	5,19	5,13	5,07	5,01	4,95
Terminuotų indėlių valiuta vidutinių metinių palūkanų normų prognozė, %	4,46	4,60	4,65	4,65	4,63	4,59	4,55	4,51	4,47	4,43	4,39	4,35

	Ketvirčiai				
	I	II	III	IV	I
Prekių ir paslaugų eksportas, mln. Lt	*) 5032,75	5923,93	6360,63	6543,46	6098,12
Prekių ir paslaugų importas, mln. Lt	*) 6207,81	6974,05	7052,29	7968,58	7466,78
Užsienio prekybos deficitas, mln. Lt	*) 1175,06	1050,113	691,6607	1425,116	1368,669

Paklaidų įvertinimas

Vienas iš modelio adekvatumo kriterijų, kai nepriimame jokių išankstinių prielaidų, yra modelio paklaidų kvadratų sumų lyginimas. Kurio modelio vertinama suma mažesnė, tas modelis geresnis. Bet šis būdas nėra labai geras, nes parametrų įverčiai ir paklaidos vertinami pagal tuos pačius duomenis. Gali būti, kad vienas modelis bus atskiras kito modelio atvejis. Tada, imdami sudėtingesnį, vis geriau aprašysime turimus duomenis, nors tikrasis modelis bus visai kitoks.

Todėl paklaidos vertinamos kitaip, naudojant *Cross Validation* metodą. Jo esmė – pagal vienus duomenis vertinami parametrai, o pagal kitus – tikrinamos paklaidos. Kadangi standartinėmis SAS paketo priemonėmis šio metodo realizuoti nepavyksta, darbe pateikti skaičiavimai atlikti naudojant autoriaus sukurtą programą, skaičiuojančią prognozės paklaidas pagal *Cross Validation* metodą. Todėl detaliau aprašysime paklaidų skaičiavimo algoritmą:

Tarkime, turime $Y(1),\ldots,Y(n)$ duomenų seką ir skaičiuojame jos prognozes $\hat{Y}(n+1),\ldots,\hat{Y}(n+l)$, tada absoliutinė prognozės per j laikotarpį paklaida bus tokia:

$$\Delta(j) = E\,|\hat{Y}(n+j) - Y(n+j)|, \quad j = 1,\ldots,l;$$

o santykinė paklaida:

$$\delta(j) = E\left|\frac{\hat{Y}(n+j) - Y(n+j)}{Y(n+j)}\right|, \quad j = 1,\ldots,l.$$

Kadangi $Y(n + j)$ reikšmių nežinome, prognozavimo paklaidą vertiname tokiu būdu – imame pirmus $k = n - m - j,\ldots, n-j$ ($m < n/2$) sekos narius, suskaičiuojame jų prognozes $\hat{Y}(k+j)$, iš visų $j = 1,\ldots, l$. Tada prognozavimo paklaidos vertinamos taip:

$$\hat{\Delta}(j) = \frac{1}{m}\sum_{k=n-m-j}^{n-j} |\hat{Y}(k+j) - Y(k+j)|,$$
$$j = 1,\ldots,l;$$

$$\hat{\delta}(j) = \frac{1}{m}\sum_{k=n-m-j}^{n-j} \left|\frac{\hat{Y}(k+j) - Y(k+j)}{Y(k+j)}\right|,$$
$$j = 1,\ldots,l.$$

Vertinant tokiu būdu paklaidas, naudojama ne visa imtis, o tik $n - m - j$ duomenų. Taigi modelio parametrai skaičiuoti ne iš visų duomenų ir dėl to iškreipiamas tikrasis vaizdas. Be to, paklaidos yra atsitiktinės, todėl skaičiuoti reikėtų vidutines paklaidas, kaip ir buvo apibrėžta aukščiau. Jei m nedidelis, tai paklaidų aritmetinis vidurkis gali gerokai skirtis nuo vidutinių paklaidų.

Šiuos trūkumus galima šiek tiek sušvelninti, naudojant bendresnį *Jack knife* metodą. Jo esmė – išmetant iš imties po vieną stebėjimą, skaičiuojami modelio parametrai, o paklaidos skaičiuojamos būtent tam stebėjimui, ir taip kartojama kiekvienam imties nariui. Bet šis metodas netinka skaičiuoti prognozės paklaidas. Geriausia jį taikyti vertinti modelio adekvatumą. Be to, šiuo atveju reikėtų atlikti n kartų daugiau skaičiavimų, o tam reikėtų labai daug laiko, nes nagrinėjami įvairūs modeliai keliolikai rodiklių.

2 lentelėje pateikti 1, 6 ir 12 mėnesių prognozių santykinių paklaidų įverčiai, apskaičiuoti *Cross Validation* metodu.

2 lentelė. Rodiklių prognozavimo paklaidos

Rodiklio pavadinimas	1 mėn. prognozės santykinės paklaidos	6 mėn. prognozės santykinės paklaidos	12 mėn. prognozės santykinės paklaidos
Pinigai P1	0,029	0,118	0,179
Kvazipinigai	0,028	0,163	0,179
Pinigai P2	0,021	0,05	0,155
Pinigai apyvartoje	0,027	0,05	0,011
Pinigų atsarga	0,023	0,086	0,098
Vidutinis mėnesinis bruto darbo užmokestis	0,073	0,025	0,023
Visų paskolų litais vidutinių metinių palūkanų normos	0,073	0,173	0,37
Visų paskolų valiuta vidutinių metinių palūkanų normos	0,049	0,163	0,42
Terminuotų indėlių litais vidutinių metinių palūkanų normos	0,21	0,28	0,29
Terminuotų indėlių valiuta vidutinių metinių palūkanų normos	0,09	0,51	1,09
Prekių ir paslaugų eksportas		0,125	0,19
Prekių ir paslaugų importas		0,12	0,17
VKI mėnesiniai pokyčiai	0,22	0,47	0,67

Išvados

Atliktos ekonominių rodiklių prognozės įvairiais autoregresiniais modeliais patvirtino autoregresinių modelių panaudojimo tikslingumą dabartinės Lietuvos ekonomikos tyrimams.

Ilgėjant statistinių duomenų eilutėms, naudinga taikyti svorinį mažiausiųjų kvadratų metodą (MKM), priskiriant praeičiai mažesnius svorius nei dabarčiai (pvz., svoriai didėjantys tiesiniu dėsniu). Be to, esant pakankamai ilgoms duomenų sekoms, verta dalį pradžios stebėjimų visai išmesti, nes pasikeitė rodiklių vystymosi dėsningumai ir tendencijos.

Plečiant Lietuvos ekonominių rodiklių prognozavimo tyrimus, būtų tikslinga atlikti platesnę rodiklių dėsningumų analizę, taikant ir vektorinės autoregresijos (VAR) modelius ir struktūrinę analizę, nes ne visada užtenka nagrinėti, kaip vieną rodiklį veikia kiti. Labai svarbu rasti ekonominius daugelio rodiklių ryšius, kai, pasikeitus vienam rodikliui, keičiasi ir kiti, kartu veikdami ir jo paties kitimą (t. y. savotiškas grįžtamasis ryšys).

Literatūra

1. Kaminskienė B., Rudzkis R. Pinigų rodiklių prognozavimas // Pinigų studijos. Vilnius: Lietuvos bankas, 1997. Nr. 1.

2. Kalinauskas Ž., Kaminskienė B., Rudzkis R. Statistical-mathematical Modelling of Prices of Consumer Goods and Services in Lithuania // VU mokslo darbai. Ekonomika, 1997.

3. SAS/ETS User's Guide, Version 6, Second Edition, SAS Institute Inc., 1993.

4. Enders W. Applied Econometric Time Series // John Wiley & Sons Inc., USA, 1995.

5. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. Москва: Мир, 1974.

SHORT-TERM FORECASTING OF MACROECONOMIC INDICATORS APPLYING STATISTICAL ANALYSIS SYSTEM SAS

Summary

The aim of this work was the application of time series analysis theory and SAS software to select and realize forecasting methodic of Lithuanian monetary, inflation, interest rates and foreign trade indicators and estimate errors of forecast.

Trends and seasonal indices of main economic indicators where estimated. The models of trends were mainly linear but for CPI (consumer price index) and interest rates were used non-linear models. For estimation of seasonal index simple add-up method and procedure X–11 were applied. The random fluctuations of indicators were circumscribed using ARIMA models. Applied one-year-ahead forecast confirmed the expediency of autoregressive models for Lithuanian economics research.

Įteikta 1998 metų spalio mėn.