УДК 519.25

Т. О. МАРИНИЧ, Л. Д. НАЗАРЕНКО, К. В. ГЕЦ

МОДЕЛЮВАННЯ НЕСТАЦІОНАРНИХ ПРОЦЕСІВ ІЗ СТРУКТУРНИМИ РОЗРИВАМИ

Проведено пошук оптимальної моделі для опису нестаціонарних часових рядів із адекватними статистичними характеристиками та якісними прогнозними властивостями. У якості інформаційної бази обрано щоденні статистичні дані міжбанківського валютного курсу гривні до долара США. Досліджено детерміністичні та стохастичні компоненти з метою визначення класу стаціонарності ряду. Перевірено доцільність проведення різних процедур згладжування та вирівнювання часових рядів із сезонністю, циклічністю та трендом. Для вихідних даних побудовано інтегровані моделі авторегресії – ковзного середнього (ARIMA), умовної гетероскедастичності (ARCH); проведено аналіз залишків та перевірено якість отриманих моделей. Досліджено умови застосування фіктивних змінних для усунення структурних розривів даних та проблем із залишками моделей. Виконано порівняльний аналіз якості прогнозів за побудованими моделями. Наведений алгоритм дозволив встановити оптимальну модель SARIMA, що включає сезонні параметри та фіктивні змінні структурного розриву.

Ключові слова: модель авторегресії, прогноз, стаціонарність, структурний розрив, фіктивна змінна, автокореляція, гетероскедастичність.

Вступ. Моделювання технічних, біологічних, економічних та інших процесів вимагає попереднього дослідження структури даних, природи стаціонарності, наявності аномальних спостережень. Особливістю економічних показників є наявність різнонаправлених трендів, сезонних та циклічних коливань, структурних розривів, що обумовлює їх нестаціонарність та спричинює *автокореляцію*, *гетероскедастичність* та відсутність *нормального закону розподілу* залишків моделей, побудованих за цими даними. Це унеможливлює використання класичного статистичного апарату та актуалізує пошук методів та моделей, які дозволяють зменшити негативний вплив зазначених проблем для отримання більш якісних математичних моделей та достовірних прогнозів.

Аналіз основних досягнень і літератури. Сучасні методи прогнозування *часових рядів* базуються, переважно, на принципі історичного обумовлення майбутнього. При цьому постійного удосконалення набувають як методи тлумачення інформації, що представляє минулі події, так і способи їх екстраполяції на майбутнє. Широкого розповсюдження набуло параметричне моделювання, класичним прикладом якого є регресійний аналіз. Найбільш поширеними методами оцінки параметрів моделі залишаються *метод найменших квадратів Гауса* та *метод максимальної правдоподібності*. Підходи до специфікації параметричних моделей умовно можна поділити на структурні моделі, які базуються на системі рівнянь та обмежень на параметри, і спеціальні моделі «*ad hoc*», які не мають теоретичного обгрунтування [1].

Так, після масового використання структурного підходу у макроекономічному моделюванні в 1950-х роках, у 1960-х рр. науковці почали активно досліджувати сезонні та циклічні характеристики часових рядів. У 1970 р. *Бокс* та *Дженкінс* систематизували результати цих робіт та запропонували комплексний підхід до моделювання і прогнозування часових рядів на підставі *авторегресійних моделей* та *моделей ковзного середнього* (ARMA / ARIMA). Дана методика набула популярності, оскільки була простішою за складні структурні моделі та дозволяла отримувати не менш якісні прогнози. Її програмна реалізація представлена в таких програмних економетричних пакетах, як EViews, Stata, Statistica, SPSS.

В рамках структурного підходу, починаючи з 1980-х років, успішно себе зарекомендували *динамічні лінійні* та *нелінійні Баєсовські моделі* із застосуванням *фільтра Кальмана* [1]. Фільтр Кальмана використовується також і в моделях ARIMA для усунення проблеми недостовірного оцінювання параметрів методом максимальної правдоподібності та визначення неспостережуваних компонент ряду [2].

Мета та задачі дослідження. Метою роботи є проведення порівняльного аналізу авторегресійних методів моделювання часових рядів та обгрунтування оптимальної за статистичними характеристиками та прогнозними якостями моделі, що описує дані валютного курсу. У дослідженні вирішуються задачі визначення основних компонент ряду, природи його стаціонарності, специфікації, параметризації, верифікації та апробації моделей; тестування *фіктивних змінннних* з метою покращення їх якостей.

Методи економетричного аналізу часових рядів. Для стаціонарних часових рядів притаманна рівновага значень (стала дисперсія) біля середнього значення, яке є константою. На практиці це означає відсутність *тренду*, *сезонних коливань* та *систематичних змін дисперсії* [3, c. 26 – 30].

Для виявлення стаціонарності даних можна використовувати підхід побудови *автокорелограми* ряду, тобто графічного представлення автокореляційної функції (АКФ). У випадку стаціонарного ряду значення АКФ із зростанням лагу будуть сходитись до нуля. Крім того, вигляд корелограми характеризує процес наступним чином: поступове наближення АКФ до нуля властиве *процесам авторегресії*, а різкий перехід до нуля свідчить про *процес ковзного середнього*.

Також при дослідженні автокореляції ряду використовують підхід перевірки гіпотези про відсутність автокореляції до лагу k за допомогою $Q-$*тесту Льюнга-Бокса* [4, c. 256]. Для цього розраховується статистичне значення:

$$Q = T(T+2)\sum_{j=1}^{k}\frac{\rho^2}{T-j}, \tag{1}$$

де T – кількість спостережень; ρ^2 – автокореляція $j-$го порядку; k – кількість лагів.

Одержане значення статистики порівнюється з теоретичним значенням $\chi^2_{1-\alpha,m}$ – розподілу.

Іншим широко використовуваним методом перевірки стаціонарності даних є використання критеріїв, запропонованих у 1979 р. *У. Фулером* та *Д. Дікі* та його удосконалена форма *розширеного тесту Дікі-Фулера* (ADF) [3, c. 42 – 52]. Дана методика полягає у перевірці статистичної гіпотези про наявність одиничного кореня (за альтернативної гіпотези про наявність кореня, меншого від одиниці). Якщо $t-$статистика менша за критичні значень статистики ADF, то нульова гіпотеза відхиляється, що засвідчує стаціонарність ряду. У випадку наявності одиничних коенів, ряд вважається інтегрованим $k-$го порядку $I(k)$ та потребує диференціювання для приведення до стаціонарності. Умовою застосування даного тесту є *гомоскедастичність збурень*, тобто стала дисперсія випадкових збурень ε [4, c. 271].

Тест Дікі-Фулера застосовують для визначення належності ряду до DS чи TS класів [4, c. 268 – 270]. Клас TS характеризується тим, що такий ряд є стаціонарним відносно деякого детермінованого тренду, і для цих рядів необхідно виділяти трендову складову. Рядам класу DS властива наявність стохастичного тренду, тобто на відміну від TS-рядів, кожне відхилення рівною мірою впливає на всі наступні значення ряду. *Нульова гіпотеза* тесту Дікі-Фулера відповідає гіпотезі про належність ряду до DS-типу, відповідно *альтернативна гіпотеза* свідчить про те, що досліджуваний ряд є рядом типу TS, проте одночасно ряд може бути нестаціонарним (характеризуватись детермінованим трендом) або стаціонарним (характеризуватись відсутністю тренда). На вірогідність результатів тесту у даному випадку впливає специфікація моделі (включення у модель константи і (або) детермінованого тренду).

У випадку виявлення сезонності для оцінки стаціонарності даних та подальшої коректної побудови моделі необхідне її усунення або включення фіктивних змінних сезонності. Розповсюдженими методами згладжування є методи експоненційного та адаптивного згладжування, *адитивна* та *мультиплікативна моделі Холта-Вінтерса* [2].

При використанні методу експоненційного згладжування нове представлення ряду даних отримується за правилом:

$$S_1 = y_1,\ S_t = \alpha y_t + (1-\alpha)S_{t-1},\ t = \overline{2,T}, \tag{2}$$

де S_t – нове значення рівня ряду; y_t – вихідне значення рівняння ряду; α – константа згладжування. Даний метод доцільніше всього застосовувати у випадку, коли дані мають пологий або горизонтальний тренд.

Метод адаптивного згладжування дозволяє змінювати константу згладжування у процесі обчислення, для чого використовується схема:

$$S_{t+1} = \alpha y_t + (1-\alpha_t) S_t \,. \tag{3}$$

Тут α змінюється з часом за правилом:

$$\alpha_t = \left| \frac{E_t}{M_t} \right|, \; E_t = \beta(y_t - \hat{y}_t) + (1-\beta) E_{t-1}, \;\; M_t = \beta \left| y_t - \hat{y}_t \right| + (1-\beta) M_{t-1}, \; \beta \in (0;1). \tag{4}$$

Більш розвиненою модифікацією експоненційного згладжування є адитивна модель Холта-Вінтерса, яка базується на використанні згладжених даних, трендової компоненти та індексу сезонності. Згладжування у такому випадку відбувається за схемою:

$$S_{t+p} = \alpha_t + b_t p + c_{t+p} \,, \tag{5}$$

де b_t – параметр тренду; $p = 1, 2, \ldots$ – кількість періодів прогнозу; c_t – параметр сезонності. Компоненти α, b, c розраховуються за формулами:

$$\alpha_t = \alpha(y_t - c_{t-s}) + (1-\alpha)(\alpha_{t-1} + b_{t-1}), \;\; b_t = \beta(\alpha_t - \alpha_{t-1}) + (1-\beta) b_{t-1},$$
$$c_t = \gamma(\gamma_t - \alpha_t) + (1-\gamma) c_{t-s}, \;\; 0 \le \alpha, \beta, \gamma \le 1. \tag{6}$$

Тут s – кількість циклів сезонності; α, β, γ – параметри згладжування відповідно для рівня ряду, тренду та сезонності.

За наявності у спостереженнях двох повних циклів сезонності можливе згладжування шляхом побудови мультиплікативної моделі Холта-Вінтерса. У такого випадку використовується наступне правило:

$$S_{t+p} = (\alpha_t + b_t p) c_{t+p} \,. \tag{7}$$

Подальше моделювання на основі нестаціонарних даних вимагає їх зведення до стаціонарного вигляду. У випадку виявлення належності ряду до класу TS достатньо виділити тренд з даних. Якщо при перевірці даних за допомогою ADF-тесту було визначено належність ряду до типу DS, то проблему нестаціонарності можна вирішити використанням замість рівнів ряду *різниць* $i-$*го порядку*. У такому випадку для моделювання застосовується *авторегресійна інтегрована модель ковзного середнього* ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Average) [2], яка робить прогноз майбутніх значень часового ряду на підставі лінійної комбінації його попередніх значень та збурень (також відомих як *випадкові шоки* або *інновації*).

При цьому авторегресійний процес (AR) порядку p описується рівнянням вигляду:

$$Y_t = \varphi_0 + \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \ldots + \varphi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \,, \tag{8}$$

де Y_t – залежна змінна у момент часу t; φ_p – коефіцієнти авторегресії; ε_t – помилка у момент часу t (*білий шум*) [2].

Рівняння ковзного середнього (MA) порядку q має вигляд:

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t - \omega_1 \varepsilon_{t-1} - \omega_2 \varepsilon_{t-2} - \ldots - \omega_q \varepsilon_{t-q} \,, \tag{9}$$

де ω_q – коефіцієнти MA; μ – постійне середнє процесу.

Будь-яка стаціонарна модель AR (p) може бути записана як MA (∞). Наприклад, виконуючи відповідні заміщення для AR(1), одержуємо модель MA (∞):

$$Y_t = \phi_1 y_{t-1} + \varepsilon_t = \phi_1(\phi_1 y_{t-2} + \varepsilon_{t-1}) + \varepsilon_t = \phi_1^2 (y_{t-2} + \phi_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t) \; = \; \ldots,$$
$$Y_t = \varepsilon_t + \phi_1 \varepsilon_{t-1} + \phi_1^2 \varepsilon_{t-2} + \phi_1^3 \varepsilon_{t-3} + \ldots \,. \tag{10}$$

Як було зазначено вище, нестаціонарний процес класу DS можна звести до стаціонарного, застосовуючи *оператор послідовних різниць* $\Delta^d y_t$. У такому випадку застосовується інтегрована авторегресійна модель ковзного середнього ARIMA (p, d, q), де p – лаг моделі, d – порядок інтеграції та q – порядок ковзного середнього:

$$y'_t = c + \varphi_1 y'_{t-1} + \ldots + \varphi_p y'_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \ldots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t. \tag{11}$$

Сезонна модель трансформується у SARIMA із параметрами (p, d, q), $(P, D, Q)m$, де m – кількість періодів у сезоні; будується із додаванням сезонних параметрів, які перемножуються із несезонними компонентами [2].

За наявності у даних гетероскедастичності доцільним стає використання *авторегресійних моделей умовної гетероскедастичності* ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) [5]. При побудові такої моделі для деякого часового ряду, який можна подати у вигляді $y_t = u_t$ використовується властивість умовної дисперсії σ_t^2:

$$\sigma_t^2 = \gamma + \delta \cdot u_{t-1}^2. \tag{12}$$

де u_t – послідовність незалежних однаково розподілених випадкових величин з нульовим середнім; γ, δ задовольняють умові $\sigma_t^2 > 0$ для всіх t.

Передумовою достовірного прогнозу є якість та адекватність отриманої моделі. При діагностиці моделі, зокрема, виконується перевірка залишків моделі на автокореляцію, нормальний закон розподілу та гетероскедастичність.

Для перевірки нормального закону розподілу залишків моделі застосовують, зокрема, *критерій Жарка-Бера*, який полягає у перевірці статистичної гіпотези про нормальний закон розподілу. На основі коефіцієнтів асиметрії та ексцесу розраховується статистичне значення критерію Жарка-Бера [4, с. 257]:

$$JB = [(T-k)/6] \cdot (S^2 + (K-3)^2/4). \tag{13}$$

Тут S – значення коефіцієнту асиметрії; K – значення коефіцієнту ексцесу; k – кількість параметрів моделі, що оцінюються. Статистика Жарка-Бера розподіляється у відповідності до розподілу χ^2.

Одним з методів перевірки залишків моделі на гетероскедастичність є тест, запропонований у 1980 році *Г. Уайтом* [6] для перевірки статистичної гіпотези про відсутність гетероскедастичності за допомогою LM-статистики:

$$LM = nR^2, \tag{14}$$

де n – кількість спостережень; R^2 – коефіцієнт детермінації допоміжної регресії. У випадку гомоскедастичності залишків моделі LM-статистика має асимптотичний розподіл χ^2_{N-1}, де N – кількість параметрів допоміжної регресії.

Складовою визначення якості моделі є також розрахунок коефіцієнту детермінації R^2, стандартної похибки регресії, *інформаційних критеріїв Акаіке* і *Шварца* та *статистики Дарбіна-Уотсона*.

Для вибору моделі серед декількох альтернативних використовується інформаційний критерій, представлений у 1971 році Х. Акаіке [4]:

$$AIC = \ln\left(\varepsilon'\varepsilon/T\right) + 2(p+q)/T. \tag{15}$$

Проте для критерію Акаіке характерним є вибір на користь перепараметризованої моделі. Цю проблему частково усуває інформаційний критерій Шварца [4, с. 255]:

$$BIC = \ln\left(\varepsilon'\varepsilon/T\right) + (p+q)\ln T/T. \tag{16}$$

Для перевірки залишків моделі на автокореляцію будується корелограма залишків, інтерпретація якої аналогічна відповідному тесту для часового ряду. Ще одним критерієм для перевірки наявності автокореляції у відхиленнях ε побудованої моделі є значення DW-статистики Дж. Дарбіна та Дж. Уотса, яке розраховується за формулою (17) та порівнюється із верхнім та нижнім критичними значеннями d_1 та d_2:

$$d = \sum_{t=1}^{n} (\varepsilon_t - \varepsilon_{t-1})^2 / \sum_{t=1}^{n} \varepsilon_t^2. \tag{17}$$

Інформаційна база дослідження. У роботі вивчаються щоденні дані міжбанківського курсу гривні до долара США за період 19 лютого 2009 р. – 22 березня 2016 р. згідно офіційної статистики Національного банку України. Міжбанківський валютний ринок України представляю собою торгівельне середовище, у якому здійснюється купівля-продаж безготівкової валюти комерційними банками України. Торги відбуваються у будні дні тижня у спеціальних торгових системах Reuters Dealing та UkrDealing.

Результати чисельного моделювання. Комп'ютерна реалізація побудованих алгоритмів здійснена засобами спеціалізованого економетричного пакету EViews 9.0. Графічний аналіз статистичних даних виявив декілька структурних розривів та значні коливання ряду. Дослідження часового ряду на наявність одиничного кореня за допомогою тесту Дікі-Фулера вказало на належність даних до класу DS інтегрованих першого порядку I(1). На підставі корелограми, яка описує автокореляційну (AC) та часткову автокореляційну (PAC) функції часового ряду, було визначено початковий склад параметрів моделі за вихідними даними. Спираючись на порівняльний аналіз інформаційних критеріїв якості моделей із різними параметрами авторегресії (p), ковзного середнього (q) та сезонних параметрів (sp та sq) обрано модель із найменшими значеннями AIC та BIC – це сезонна модель авторегресії ковзного середнього SARIMA (11) із параметрами: $d=1$ (порядок диференціювання), $p=4$, $q=4$, $sp=1$, $sq=0$. Незважаючи на значну кількість програмних можливостей EViews (Census X11, X12-ARIMA, Tramo/Seats) сезонного згладжування часових рядів, останні дослідження вказують на те, що подібна процедура загрожує втраті важливої інформації, що міститься в даних внаслідок невірного обрання фільтра згладжування або нестійких сезонних коливань [7]. Згладжвання за різними підходами, описаними формулами (2) – (7) не дало очікуваного результату через нестійкість сезонних коливань. Тому перевага віддається моделям із використанням сезонних параметрів або сезонних фіктивних змінних.

На рис. 1 представлено графічне зображення розподілу залишків досліджуваної моделі.

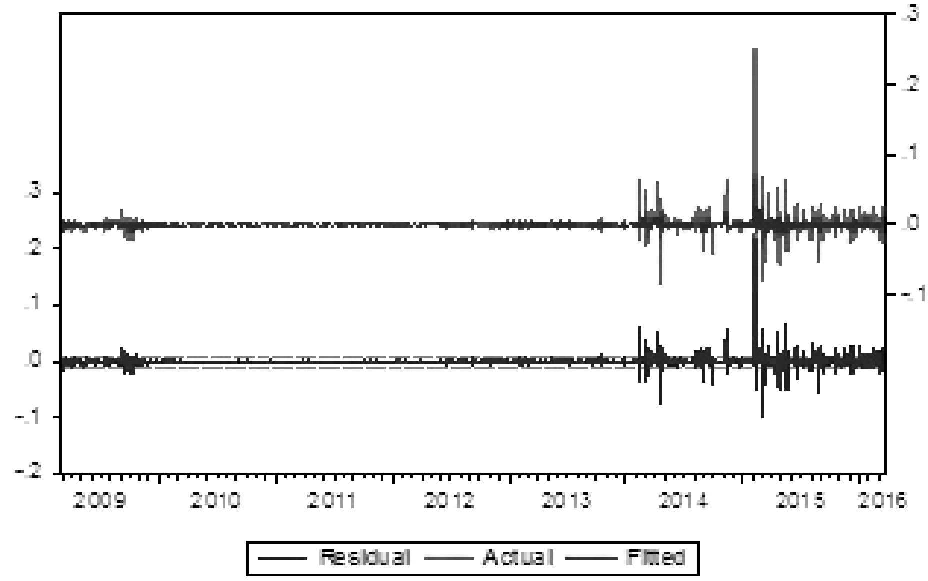

Рис. 1 – Залишки моделі SARIMA (1,4,4,1,0).

Суттєві коливання та зростання дисперсії залишків у 2014 р. та на початку 2015 р. обумовлені відомими суспільно-політичними, що спричинило значну девальвацію національної валюти та структурні розриви ряду міжбанківського валютного курсу. Зазвичай, у таких випадках застосовують включення у модель бінарної фіктивної змінної, яка приймає значення 0 або 1 (в іншому варіанті – 1 та 1) в залежності від того, чи відбулась певна подія (економічний шок) чи ні. Такі фіктивні змінні пояснюють зовнішній якісний вплив на модель та будуються за правилом [2]:

$$D_t = \begin{cases} 0, & t < T; \\ 1, & t \geq T, \end{cases} \tag{18}$$

де T – момент часу, у який відбулось зовнішнє збурення.

Таблиця 1 – Характеристики якості отриманих авторегресійних моделей

Модель	Коефіцієнт детермінації R^2	Інформаційний критерій Акаіке	Інформаційний критерій Шварця	Критерій Дарбіна-Уотса	Автокореляція залишків	Нормальний розподіл залишків	Гетероскедастичність залишків
SARIMA	0,096956	– 6,315023	– 6,288071	1,996304	Наявна	Відсутній	Наявна
SARIMA з бінарною фіктивною змінною D_t	0,076892	– 6,284825	– 6,272841	1,990052	Наявна	Відсутній	Наявна
SARIMA з *SB*	0,507962	– 6,915100	– 6,906112	1,993548	Наявна	Відсутній	Наявна
SARIMA з *SB* та *SB2*	0,660385	– 7,284758	– 7,272774	1,992820	Наявна	Відсутній	Наявна
ARCH з *SB*	0,450910	– 8,563747	– 8,542822	2,168215	Наявна	Відсутній	Умовна
ARCH з *SB* та *SB2*	0,627141	– 9,125828	– 9,101914	1,647379	Наявна	Відсутній	Умовна

Включення бінарної фіктивної змінної привело до підвищення коефіцієнта детермінації моделі та покращення якості короткострокового прогнозу, проте залишило гетероскедастичність та відхилення від нормального розподілу залишків авторегресійної моделі (табл. 1). Крім того, при такому включенні можливе виникнення неоднозначності при отриманні прогнозних значень моделі. Деякі автори наполягають на необхідності побудови окремих моделей для періодів до і після структурного розриву [3, 4].

У роботі досліджено також інший підхід до моделювання нестаціонарних процесів із розривами, який базується на дискретно-неперервних авто- регресійних моделях, дискретну складову яких формують трьохрівневі фіктивні змінні, які додаються ітераційним шляхом до повного усунення гетероскедастичності та автокореляції залишків [8]. Для обрахованих залишків моделі фіктивна змінна формується за правилом:

$$SB_{kt} = \begin{cases} +T^{(k)}, \ \varepsilon_t^{(k)} > \xi^{(k)}, \\ 0, \ -\xi^{(k)} \le \varepsilon_t^{(k)} \le \xi^{(k)}, \\ -S^{(k)}, \varepsilon_t^{(k)} < \xi^{(k)}. \end{cases} \tag{19}$$

Тут ξ^k – точність наближення; T, S – кількість точок з даного проміжку, для яких виконуються нерівності; $\varepsilon_t^{(k)}$ – залишки моделі; k – кількість кроків.

Результат включення у модель авторегресії фіктивної змінної *SB* та додатково фіктивної *SB2*, що усуває окремі структурні розриви наведено у табл. 1. Розподіл залишків моделі вказує на наявність гетероскедастичності, тому доцільно було також розглянути авторегресійні моделі умовної гетероседастичності типу ARCH для даних рядів. Характеристики якості усіх побудованих моделей авторегресії наведено у табл. 1.

Найменші значення інформаційних критеріїв спостерігаються в авторегресійних моделях умовної гетероскедастичності, що має свідчити на користь оптимальності вибору відповідних моделей, проте, коефіцієнт детермінації R^2 вищий у моделі типу ARIMA із включенням фіктивних змінних структурних розривів *SB* та *SB2*. Для обґрунтування вибору моделі наведемо також показники якості отриманих короткострокових прогнозів, отриманих за динамічним та статичним підходами. Характеристики якості прогнозів наведено у табл. 2 та 3.

Таблиця 2 – Характеристики якості динамічного прогнозу

	Середньоквадратична помилка (*RMSE*)	Середня абсолютна похибка (*MAE*)
SARIMA	0,100334	0,082409
SARIMA з D_t	0,075782	0,059866
SARIMA з *SB*	0,063534	0,054753
SARIMA з *SB* та *SB2*	0,120394	0,102947
ARCH з *SB*	0,049278	0,042285
ARCH з *SB* та *SB2*	0,627141	– 9,125828

Таблиця 3 – Характеристики якості статичного прогнозу

	Середньоквадратична помилка (*RMSE*)	Середня абсолютна похибка (*MAE*)
SARIMA	0,039965	0,031569
SARIMA з D_t	0,040575	0,031719
SARIMA з *SB*	0,023345	0,019026
SARIMA з *SB* та *SB2*	0,021650	0,017628
ARCH з *SB*	0,450910	– 8,563747
ARCH з *SB* та *SB2*	0,115456	0,095515

Висновки. Аналіз отриманих результатів свідчить на користь вибору моделей SARIMA з D_t та SARIMA з *SB*, які мають найкращі прогнозні характеристики. При цьому перевага віддається моделі з дворівневою фіктивною змінною структурного розриву, яка відповідає характеру досліджуваного процесу (D_t). Підхід з трьохрівневою фіктивною змінною покращує апроксимаційні характеристики моделі, проте проблеми автокореляції, гетероскедастичності та отримання нормального розподілу залишків усуває тільки в результаті ітераційного процесу, який породжує проблему надмірної параметризації моделі, пов'язаної з кількістю степенів свободи, що позначається на погіршенні якості динамічного прогнозу. Подальшого вивчення потребує розгляд векторних авторегресійних моделей та моделей корекції похибок, які враховують у побудові прогнозу не тільки історичні дані досліджуваного явища, а також інші пояснювальні фактори кількісного та якісного характеру (*панельні дані*).

Список літератури: **1.** *Fernandez-Villaverde J.* The Econometrics of DSGE Models // NBER Working Paper. – 2009. – № 14677 – Режим доступу: http://www.nber.org/papers/ w14677.pdf. – Дата звертання: 30.02.2016. **2.** *Hyndman R. J., Athanasopoulos G.* Forecasting: principles and practice. – Otexts, 2013. – Режим доступу: *https://www.otexts.org/fpp.* – Дата звертання: 20.01.2016. **3.** *Harris R., Sollis R.* Applied Time Series Modelling and Forecasting. – John Wiley & Sons Ltd, 2003. – 313 p. **4.** *Канторович Г. Г.* Анализ временных рядов // Экономический журнал ВШЭ. – 2002. – № 2. – С. 251–273. **5.** *Engle R.* The use of ARCH/GARCH models in Applied Econometrics // Journal of Economic Perspectives. – 2001. – Vol. 15. – P. 157 – 186 **6.** *White H.* A Heteroskedasticity–Consistent Covariance Matrix Estimator and a Direct Test for Heteroskedasticity // Econometrika. – 1980. – № 48. – P. 817 – 838. **7.** *Hylleberg S.* Seasonal Adjustment // Economics Working Papers: School of Economics and Management, University of Aarhus. – 2006. – № 4 – Режим доступу: http://papers.ssrn.com/sol3/ papers.cfm?abstract_id=1147032. – Дата звертання: 10.02.2016. **8.** *Назаренко О. М., Карпуша М. В.* Ідентифікація параметрів задачі багатокритеріальної оптимізації інвестиційного портфеля // Вісник НТУ «ХПІ», 2012. – № 2. – С. 162 – 171. – Режим доступу: http://vestnik.kpi.kharkov.ua. – Дата звертання: 10.02.2016.

References: **1.** Fernandez-Villaverde, J. The Econometrics of DSGE Models. *NBER Working Paper*. 2009, To 14677. Available at: http://www.nber.org/papers/w14677.pdf. (accessed 30.02.2016). **2.** Hyndman, R. J. and Athanasopoulos, G. Forecasting: principles and practice. 2013. Available at: *https://www.otexts.org/fpp.* (accessed 20.01.2016). **3.** Harris, R. and Sollis, R. *Applied Time Series Modelling and Forecasting.* John Wiley & Sons Ltd Publ., 2003. 313 p. **4.** Kantorovich, G. G. Analiz vremennykh ryadov. [Time series analysis]. *Ekonomicheskiy zhurnal VShE* [Econometric journal of Higher School]. 2002, no. 2, pp. 251–273. **5.** Engle, R. The use of ARCH/GARCH models in Applied Econometrics. *J. of Econ. Persp.* 2001, no. 15, pp. 157–186. **6.** White, H. A Heteroskedasticity – Consistent Covariance Matrix Estimator and a Direct Test for Heteroskedasticity. *Econometrika*. 1980, no. 48, pp. 817 – 838. **7.** Hylleberg, S. Seasonal Adjustment. *Economics Working Papers*. 2006, no. 4, Available at: http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm? abstract_id=1147032. (accessed 10.02.2016). **8.** Nazarenko, O. M. and Karpusha, M. Identyfikatsiya parametriv zadachi bahatokryterial'noyi optymizatsiyi investytsiynoho portfelya. [Identification of the parameters of the problem of multicriteria optimization of the investment portfolio]. *Visnyk NTU "KhPI"* [Bulletin of the National Technical University "KhPI", Ser. : math. model. in engin. and technol.]. 2012, no. 2, pp. 162–171. Available at: http://vestnik.kpi.kharkov.ua (accessed 10.02.2016).

Надійшла (received) 18.03.2016

Відомості про авторів / Сведения об авторах / Information about authors

Маринич Тетяна Олександрівна – кандидат економічних наук, Сумський державний університет, м. Суми, старший викладач кафедри моделювання складних систем; тел.: (066) 66-179-38; e-mail: darstep@ukr.net.

Маринич Татьяна Александровна – кандидат экономических наук, Сумский государственный университет, г. Сумы, старший преподаватель кафедры моделирования сложных систем; тел.: (066) 66-179-38; e-mail: darstep@ukr.net.

Marynych Tetyana Olexandrivna – Candidate of Economic Sciences (Ph. D.), Sumy State University, Sumy, Senior Lecturer at the Department of Complex Modeling; tel.: (066) 66-179-38; e-mail: darstep@ukr.net.

Назаренко Людмила Дмитрівна – старший викладач кафедри комп'ютерних наук, Сумський державний університет, м. Суми; тел.: (099) 243-00-41; e-mail: nazarenkold@ukr.net.

Назаренко Людмила Дмитриевна – старший преподаватель кафедры компьютерных наук, Сумский государственный университет, г. Суми; тел.: (099) 243-00-41; e-mail: nazarenkold@ukr.net.

Nazarenko Lyudmyla Dmytrivna – Senior Lecturer at the Department of Computer Science, Sumy State University, Sumy; tel.: (099) 243-00-41; e-mail: nazarenkold@ukr.net.

Гец Ксенія Віталіївна – аспірант, Сумський державний університет, м. Суми; тел.: (095) 384-83-65; e-mail: kseniagets@gmail.com.

Гец Ксения Витальевна – аспирант, Сумский государственный университет, г. Суми; тел.: (095) 384-83-65; e-mail: kseniagets@gmail.com

Gets Ksenia Vitaliivna – graduate student, Sumy State University, Sumy; tel.: (095) 384-83-65; e-mail: kseniagets@gmail.com.