

О. М. НАЗАРЕНКО, канд. фіз.-мат. наук, доц., СумДУ, Суми;
М. В. КАРПУША, аспірант, СумДУ, Суми

МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ НЕСТАЦІОНАРНИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ

Розглядається проблема моделювання та прогнозування нестационарних часових рядів. Пропонується використання дискретно-неперервних моделей з фіктивними змінними для визначення варіантів прогнозу та множинної логіт-моделі для визначення оптимального прогнозу.

Рассматривается проблема моделирования и прогнозирования нестационарных временных рядов. Предлагается использование дискретно-непрерывных моделей с фиктивными переменными для определения вариантов прогноза и множественной логит-модели для определения оптимального прогноза.

This paper considers the problem of modeling no stationary time series. It is proposed to use discrete-continuous models with dummy variables for determining the prognosis of options and multiple logit-model to determine the optimal forecast.

Вступ. Різноманітні дані в техніці, економіці, соціології, медицині та інших сферах надходять у вигляді часових рядів. Вони є, як правило, нестационарними, оскільки їх основні характеристики змінюються в часі. Більшість методів, що стосуються обробки нестационарних рядів, базуються на способах усунення нестационарної частини так, щоб утворювався ряд, з яким можна поводитися як зі стаціонарним [1, 2].

При практичних дослідженнях нестационарна частина часто розкладається в ряд по базисним функціям, які є розв'язками деякої системи диференціальних рівнянь. Цей метод ефективно працює при моделюванні макроекономічних процесів [3, 4]. Широке розповсюдження отримали методи, які базуються на масштабних властивостях часового ряду та його приростів (циклічний аналіз, фрактальні методи, вейвлет аналіз) [5, 6].

Метою даної роботи є побудова економетричних моделей, що адекватно описують нестационарні ряди і дозволяють будувати високоточні короткостроківі прогнози для майбутніх значень часового ряду.

Виділимо наступні етапи дослідження. Спочатку проводиться попередня обробка вихідних даних, розбиття часових рядів на класи та віднесення до одного з класів (TS або DS класу [7]). До TS класу належать ряди, які є стаціонарними відносно детермінованого тренду, тому для них прийнято виділяти трендову складову [8]. До DS класу входять ряди з присутнім стохастичним трендом (можливо, разом з детермінованим трендом). Такі ряди зводяться до стаціонарних шляхом k -кратного диференціювання [9]. Ці два класи нестационарності вимагають різних методів моделювання. Важливою характеристикою для прогнозування рядів TS класу є те, що вплив минулих

відхилень затухає з часом, а в рядах DS класу кожне відхилення впливає з однаковою силою на всі наступні значення часового ряду [2].

Наступним кроком аналізується ефективність методів для кожного з класів. При цьому використані методи повинні враховувати можливу складність таких рядів, яка обумовлена особливістю механізмів, що їх формують. При моделюванні часових рядів ми виходили з того, що в їх динаміці спостерігаються ефекти неперервної та дискретної зміни, причому ні моменти часу, коли відбуваються стрибки в значеннях часового ряду, ні величини цих стрибків невідомі. Тому пропонується використовувати дискретно-неперервну модель, для якої параметри неперервної моделі і дискретні ефекти оцінюються ітераційним шляхом.

Далі вирішується питання вибору прогностного значення. Зазначимо, що до складу описаної нижче дискретно-неперервної моделі включені фіктивні змінні, які формуються в процесі ітерацій. Тому при прогнозуванні використовується множинна логіт-модель, яка дозволяє будувати найімовірніший варіант прогнозу.

І в кінці оцінюється адекватність модельних прогностичних значень та можливості їх використання при прийнятті рішень.

Апробація запропонованих алгоритмів проведена на фінансових часових рядах, які формуються під впливом великої кількості змінних механізмів та різноманітних зовнішніх факторів.

Нестационарність часових рядів. Для вирішення питання про віднесення ряду до TS або DS класу існують процедури, які вирішують поставлену задачу в класі ARMA моделей. В цьому випадку перевірка нульової гіпотези щодо належності досліджуваного часового ряду DS класу може бути зведена до перевірки того, що *авторегресійний поліном* містить хоча б один одиничний корінь [9]. Але кожна з цих процедур не є універсальною і має різні недоліки. Наприклад, отримується досить низька потужність, що веде до частого підтвердження нульової гіпотези, хоча насправді вона не виконується. Іншим недоліком може бути невиконання теоретичних передумов, на яких базується дана процедура. Це може призвести до частого відхилення нульової гіпотези, хоча вона справджується в дійсності [7]. Тому при віднесенні часового ряду до одного з класів використовують одразу декілька процедур.

Найчастіше на практиці використовується *розширений тест Дікі-Фуллера* [9], який оцінює методом найменших квадратів наступну модель:

$$\Delta x_t = \alpha + \rho x_{t-1} + \delta t + \sum_{i=1}^p \zeta_i \Delta x_{t-i} + u_t, \quad t = 1, 2, \dots, N, \quad (1)$$

де u_t – незалежні, нормально розподілені залишки з нульовим математичним сподіванням; N – об'єм вибірки.

Нульова гіпотеза про те, що ряд належить DS класу, еквівалентна тому, що $\rho = 0$. Альтернативна гіпотеза – ряд належить TS класу та $\rho < 0$.

При практичному використанні тесту Дікі-Фуллера важливо правильно специфікувати регресійну модель (1). Для рядів можливі випадки відсутності тренду, вільного члена чи вибору різної довжини лагу p . Неправильна специфікація тесту може призвести до неадекватних результатів [2].

Для вибору оптимальної величини лагу пропонуються різні підходи [10]. У даній роботі використовується *інформаційний критерій Шварца*:

$$BIC(p) = \log(\hat{\sigma}_u^2) + \frac{(p+1) \cdot \log(N)}{N}, \quad (2)$$

де $\hat{\sigma}_u^2$ – оцінка дисперсії залишків регресійної моделі (1).

При виборі оптимального p перевага надається моделям з найменшим значенням BIC та високим значенням коефіцієнта детермінації R^2 .

Якщо встановлена оптимальна кількість лагів, то існують процедури для остаточної правильної специфікації моделі (1). Найбільш відомі з них описані в [11]. На практиці ефективним є *метод Доладо Дж., Дженкінса Т., Сосвіля – Ріверо С.* [12]. Цей метод ґрунтується на тому, що включення в модель (1) додаткових незначущих складових приводить до завищення розрахованого значення тесту. При зменшенні кількості регресорів в моделі (1) критичне значення збільшується (при заданих рівні значущості та числу ступенів вільності). Вказаний метод враховує ці особливості і полягає в наступному.

1. Проводиться оцінювання регресійної моделі (1). Якщо критичне значення вище отриманого за розширеним тестом Дікі-Фуллера, то ми відкидаємо нульову гіпотезу і відносимо даний ряд до TS класу. Якщо немає підстав відхилити нульову гіпотезу, то однозначно визначити клас ряду не можна, оскільки неправильна специфікація регресійної моделі (1) могла привести до завищення значення тесту.

На наступному кроці перевіряється значущість включеного детермінованого тренду. Для цього оцінюємо регресійну модель (1) при значенні $\rho = 0$ і перевіряємо значущість оцінки $\hat{\delta}$ коефіцієнта δ . Якщо $\hat{\delta}$ виявиться значущим, то модель (1) специфікована правильно і не має підстав для відхилення нульової гіпотези (даний ряд належить DS класу). Якщо оцінка $\hat{\delta}$ незначуща, то переходимо до наступного кроку.

2. Оцінюється регресійна модель (1) при відсутності детермінованого тренду ($\delta = 0$). Якщо нульова гіпотеза відхиляється, то часовий ряд не містить одиничного кореня та лінійного тренду. Якщо нульова гіпотеза не відхиляється, то перевіряємо значущість оцінки нульового члена в моделі (1) при $\rho = 0$ і $\delta = 0$. Далі слідуємо аналогічно кроку 1.

3. У випадку незначущості оцінки вільного члена ($\alpha = 0$) оцінюється модель (1) при відсутності лінійного тренду ($\alpha = 0$ і $\delta = 0$). У залежності від значущості чи незначущості оцінки параметра ρ однозначно встановлюємо клас даного ряду.

Передумовами тесту Дікі-Фуллера є неавтокорельованість, гомоскедастичність та нормальний розподіл залишків u_t регресійної моделі (1). У випадку невиконання однієї з цих умов на практиці використовується *тест Філіпса-Перрона*, який також базується на оцінюванні моделі (1), але стандартні помилки розглядає в *формі Н'юї-Веста* [2]. Отже, на відміну від критерію Дікі-Фуллера, випадкова складова u_t з нульовим математичним сподіванням може бути автокорельована, гетероскедастична та не обов'язково нормально розподілена. Тим самим, критерій Філіпса-Перрона розглядає більш широкий клас часових рядів.

Значимо, якщо досліджуваний часовий ряд буде належати DS класу, то описана методика імітації та прогнозування буде застосовуватися для диференційованого часового ряду. Для цього розширений тест Дікі-Фуллера використовується для регресійної моделі

$$\Delta^{(n)}x_t = \alpha + \rho \Delta^{(n-1)}x_{t-1} + \delta t + \sum_{i=1}^p \zeta_i \Delta^{(n)}x_{t-1} + u_t, \quad (3)$$

де $\Delta^{(n)}x_t = \Delta^{(n-1)}x_t - \Delta^{(n-1)}x_{t-1}$ – кінцеві різниці n -го порядку. Значення n збільшується до тих пір, доки не буде встановлена стаціонарність відповідного ряду.

Дискретно-неперервна модель. Припустимо, що нами отримано деякий стаціонарний часовий ряд. Далі розглянемо метод прогнозування цього ряду. Вважаємо, що в досліджуваних часових рядах спостерігаються неперервні та дискретні процеси. Тоді відповідну неперервно – дискретну регресійну модель для даного ряду можна записати наступним чином:

$$y_t = f(t, \mathbf{a}) + \mathbf{d}'\mathbf{z} + \varepsilon_t, \quad (4)$$

де y_t – значення ряду в момент часу t ; $f(t, \mathbf{a})$ – неперервна складова; $\mathbf{d}'\mathbf{z}$ – дискретна складова; $\mathbf{a} = (a_0, a_1, \dots, a_l)'$, $\mathbf{d} = (d_1, d_2, \dots, d_m)'$ – вектори оцінювальних параметрів; $\mathbf{z} = (z_{t1}, z_{t2}, \dots, z_{tm})'$ – вектор змінних дискретної складової; ε_t – випадкове збурення.

В якості неперервної складової будемо використовувати авторегресійні моделі, які залежать від класу нестаціонарного ряду. Якщо ряд належить TS класу, то до авторегресійної моделі включаємо детермінований тренд, якщо DS класу, то використовуємо кінцеві різниці, які є стаціонарними.

Недостатня складність у виборі неперервної складової моделі для якісного опису даного ряду може бути компенсована ітераційним шляхом. В огляді літератури з даної проблеми вказується на використання двозначних фіктивних змінних на кожній ітерації [13]. Але аналіз реальних часових рядів показує, що при такому підході на практиці не виконуються передумови лінійної регресійної моделі (*гомоскедастичність*, відсутність автокореляції та нормальний розподіл залишків). Тому у даній роботі пропонується викорис-

товувати тризначну фіктивну змінну.

Спочатку оцінюється неперервна складова регресійної моделі (4) і обчислюються залишки $\varepsilon_t^{(1)} = y_t - f(t, \hat{\mathbf{a}})$. На першому кроці дискретна змінна формується наступним чином:

$$z_{t1} = \begin{cases} +T^{(1)}, & \varepsilon_t^{(1)} > \xi, \\ 0, & -\xi \leq \varepsilon_t^{(1)} \leq \xi, \\ -S^{(1)}, & \varepsilon_t^{(1)} < -\xi. \end{cases} \quad (5)$$

Тут ξ - точність наближення (у даній роботі значення ξ вибиралось рівним $0,01 \cdot (y_t^{\max} - y_t^{\min})$); $S^{(1)}$ і $T^{(1)}$ - кількість точок з даного проміжку, в яких виконуються нерівності $\varepsilon_t^{(1)} > \xi$ і $\varepsilon_t^{(1)} < -\xi$ відповідно (тоді середнє значення фіктивної змінної автоматично дорівнює нулю).

Далі оцінюється регресійна модель $\varepsilon_t^{(1)} = d_1 z_{1t} + \varepsilon_t^{(2)}$.

Аналогічно на k -кроці ($k = 2, 3, \dots, m$) обчислюються залишки $\varepsilon_t^{(k)} = \varepsilon_t^{(k-1)} - \hat{d}_{k-1} z_{(k-1)t}$ і

$$z_{tk} = \begin{cases} +T^{(k)}, & \varepsilon_t^{(k)} > \xi, \\ 0, & -\xi \leq \varepsilon_t^{(k)} \leq \xi, \\ -S^{(k)}, & \varepsilon_t^{(k)} < -\xi. \end{cases} \quad (6)$$

Далі оцінюється регресійна модель $\varepsilon_t^{(k)} = d_k z_{kt} + \varepsilon_t^{(k+1)}$.

Практичні дослідження показують, що на 3-4-й ітерації фіктивна змінна приймає значення 0, що означає закінчення процесу ітерацій із заданою точністю.

Прогнозування. Описана процедура вказує на те, що за допомогою вектору \mathbf{z} фіктивних змінних можна досягти необхідну точність апроксимації. Однак таке введення фіктивних змінних призводить до неоднозначності при визначенні прогнозного значення регресанда. Для прогносної точки t^* регресанд може приймати 3^m значень, оскільки кожна з фіктивних змінних (6) може приймати одне із трьох значень, а кількість ітерацій дорівнює m . Для вибору оптимального значення фіктивної змінної в точці t^* пропонується використовувати *множинну логіт - модель* [14]:

$$P(z_i^* = \hat{z}_i^*(j)) = \frac{e^{t^* \mathbf{b}_j}}{\sum_{j=1}^3 e^{t^* \mathbf{b}_j}}, \quad j = 1, 2, 3; i = 1, 2, \dots, m, \quad (7)$$

де z_i^* - значення фіктивної змінної z_{it} в прогнозній точці t^* ; $\hat{z}_i^*(j)$ - оцінка

прогнозного значення для варіанта j ; $\mathbf{b} = (b_1, b_2, b_3)'$ – вектор оцінювальних параметрів.

Регресійна модель, яка відповідає (7), є істотно нелінійною відносно \mathbf{b} , тому для її оцінювання можна використовувати чисельний *метод Ньютона–Рафсона* розв’язання системи рівнянь правдоподібності, записаних у логарифмічній формі [14].

Практична частина. Апробація запропонованого алгоритму проводилась на статистичних даних цін акцій українських компаній, що функціонують на Варшавській фондовій біржі, яка характеризується найбільш динамічним розвитком серед бірж центральної Європи. Розглядалися часові ряди, які відображають коливання цін акцій компаній, які входять до індексу WIGUkraine. На 6.10.2011 до складу індексного кошику входять наступні компанії: Kernel Holding S.A. (KER, 42,267%), Astarta Holding N.V. (AST, 21,613%), Coal Energy S.A. (CLE, 9,422%), Milkiland N.V. (MLK, 5,784%), Agroton Public Limited (AGT, 4,937%), KSG Agro S.A. (KSG, 3,852%), Industrial Milk Company S.A. (IMC, 3,238%), Sadovaya Group S.A. (SGR, 3,234%), Ovostar Union N.V. (OVO, 2,967%), Westa ISIC S.A. (WES, 2,687%) (в дужках вказані котировки акцій та доля в індексному кошику на 6.10.2011). Статистична інформація бралась за період з 18.05.2011 до 6.10.2011 (об’єм вибірки $N=100$, якщо компанія торгувала на біржі до 18.05.2011); або з дня виходу компанії на біржу до 6.10.2011 (для CLE, OVO та WES; значення N для них дорівнює 56, 71 та 80 відповідно).

Розглянемо детально моделювання цін та доходностей акцій на прикладі Astarta Holding N.V. (AST) та Westa ISIC S.A. (WES).

Діаграма розсіювання цін акції AST показана на рис. 1.

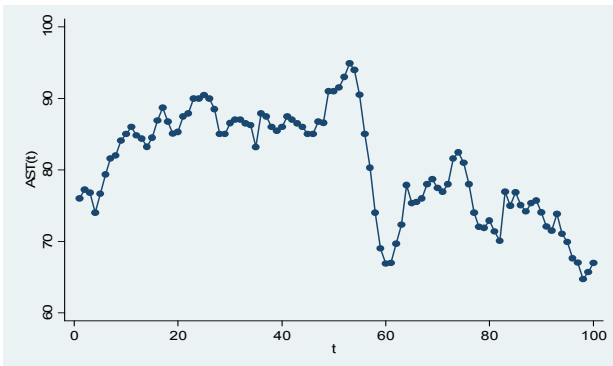


Рисунок 1 – Статистичні дані цін акції AST.

Перевірка моделі (1) за *розширеним тестом Дікі-Фуллера* з використанням методу Доладо Дж., Дженкінса Т., Сосвіля – Ріверо С. та інформаційного критерію Шварца вказує на значущість оцінки коефіцієнта ρ (рівень значущості – 5%) при $\alpha \neq 0$, $\delta \neq 0$ і $\zeta_i = 0$ ($i = \overline{1, p}$). Це означає, що ряд відноситься до TS класу, причому оптимальною є авторегресійна модель з двома лагами. Аналіз залишків u_t не виявляє автокорельованості (P – значення статистики Дарбіна-Уотсона дорівнює 2,09), значущих відхилень від нормального розподілу (P – значення критерію Жака-Бера дорівнює 1,59), гетероскедастичності (P – значення критерію Бройша-Пагана дорівнює 2,53). Отже, маємо стаціонарний ряд відносно лінійного детермінованого тренду.

Розрахунки формують неперервну складову моделі (4) у вигляді

$$\hat{x}_t = 10,0743 - 0,0248t + 1,2179x_{t-1} - 0,3277x_{t-2}. \quad (8)$$

(3,3032) (0,0095) (0,0974) (0,0959)

Тут під значенням МНК-оцінок вказані відповідні значення стандартних помилок цих оцінок.

Після нарощування за вказаним алгоритмом дискретної складової після двох ітерацій приходимо до наступної дискретно-неперервної моделі:

$$\hat{x}_t = 10,0743 - 0,0248t + 1,2179x_{t-1} - 0,3277x_{t-2} + 0,0651z_1 + 0,0685z_2. \quad (9)$$

(с.п.) (3,3032) (0,0095) (0,0974) (0,0959) (0,0041) (0,0047)

Аналіз залишків не виявляє автокорельованості (P – значення статистики Дарбіна-Уотсона дорівнює 2,12), значущих відхилень від нормального розподілу (P – значення критерію Жака-Бера дорівнює 0,76), гетероскедастичності (P – значення критерію Бройша-Пагана дорівнює 0,99), тому обґрунтованим є використання результатів t - і F -критеріїв [15].

На рис. 2 показані модельні та реальні значення цін акції на досліджуваному проміжку часу.

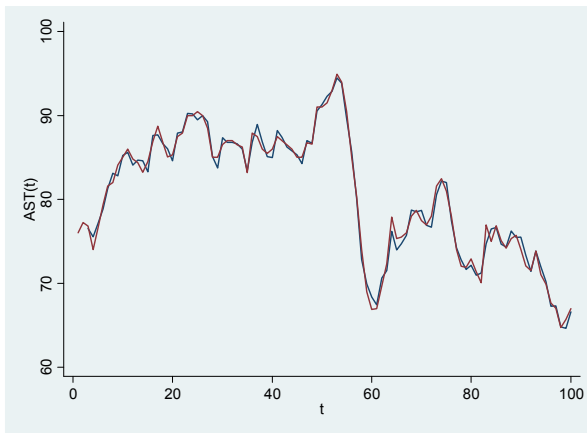


Рисунок 2 – Модельні та реальні значення цін акції AST.

Аналіз отриманих результатів вказує на високу якість апроксимації, тому дана модель може бути використана для прогнозування в точці $t^* = N + 1$, що відповідає 7.10.2011. Для цього спочатку обчислюємо теоретичні значення ціни в точках досліджуваного періоду за формулою (9). Далі знаходимо значення фіктивних змінних в прогнозній точці t^* за допомогою множинної логіт-моделі (7). Після цього прогнозне значення розраховується за формулою (9) при $t = t^*$. У даному випадку отримуємо прогнозне значення 70,13. Зазначимо, що реальне значення на 7.10.2011 становить 69,75, тому відносна похибка прогнозу складає 0,54%.

Розглянемо тепер моделювання цін акцій компанії WES. Відповідна діаграма розсіювання показана на рис. 3, а.

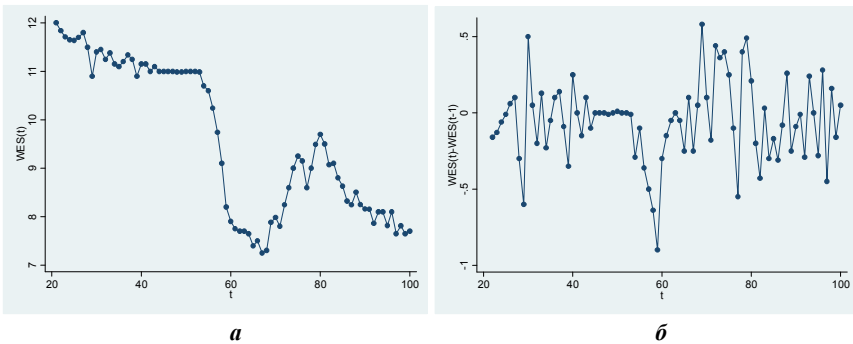


Рисунок 3 – Статистичні дані цін акції WES (а) та їх перших різниць (б).

Аналіз діаграми розсіювання вказує на належність даного часового ряду до DS класу, тому диференціюємо часовий ряд. Результати диференціювання показані на рис. 3, б.

Використання описаної вище процедури встановлення стаціонарності часового ряду вказує на те, що часовий ряд, який відповідає рис. 3, б, є стаціонарним вже при $n = 2$.

Відповідна неперервна складова моделі наступна:

$$\Delta \hat{x}_t = -0,0416 + 0,2063 \Delta x_{t-1}. \quad (10)$$

(0,0415) (0,0922)

Після нарощування дискретної складової за вказаним алгоритмом після трьох ітерацій дискретно-неперервна модель приймає вигляд:

$$\Delta \hat{x}_t = -0,0416 + 0,2063 \Delta x_{t-1} + 0,0099 z_1 + 0,0102 z_2 + 0,0345 z_2. \quad (11)$$

(с.н.) (0,0415) (0,0922) (0,0007) (0,0007) (0,0061)

Аналіз залишків цієї моделі не виявляє автокорельованості (P – значення статистики Дарбіна-Уотсона дорівнює 2,11), значущих відхилень від

нормального розподілу (P – значення критерію Жака-Бера дорівнює 1,56), гетероскедастичності (P – значення критерію Бройша-Пагана дорівнює 6,30), тому обґрунтованим є використання результатів t - і F -критеріїв.

На рис. 5 показані модельні та реальні значення цін акції WES та їх різниць на досліджуваному проміжку часу.

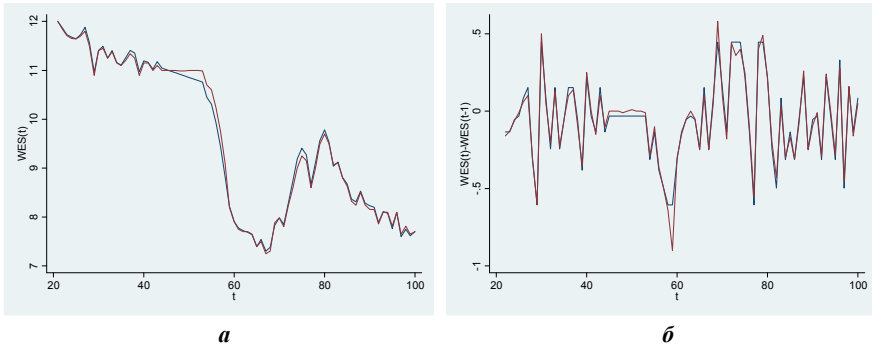


Рисунок 4 – Модельні та реальні значення цін акції WES (а) та їх різниць (б).

Аналіз рис. 4 вказує на досить високі імітаційні властивості моделі (11). Використовуючи відповідну множинну логіт – модель і розраховуючи теоретичні (на досліджуваному періоді) та прогнозне значення доходностей (приростів), отримаємо прогнозне значення ціни, яке дорівнює 7,65. Реальне значення становить 7,69, тому відносна похибка прогнозу складає 0,52%.

За вказаною методикою було проведено моделювання цін акцій інших зазначених компаній. В таблиці наведені реальні та прогнозні значення цін українських компаній на Варшавській фондовій біржі на 7.10.2011.

Таблиця

Прогнозні та реальні значення цін українських компаній

	Реальні значення	Прогнозні значення	Відносна похибка прогнозу, %	Клас часового ряду	Кількість ітерацій
KER	62,75	62,26	0,79	TS	2
AST	69,75	70,13	0,54	TS	2
MLK	20,85	21,24	1,84	DS	3
AGT	25,4	25,08	1,28	DS	3
CLE	24,25	24,24	0,04	TS	2
KSG	23,35	24,04	2,87	TS	2
SGR	9,15	9,19	0,44	TS	2
IMC	9,00	8,99	0,11	TS	2
OVO	58,60	58,92	0,54	DS	3
WES	7,69	7,65	0,52	DS	3

Висновки. У даній роботі розглянутий підхід, який дозволяє моделювати часові ряди з високими імітаційними та прогнозними властивостями. Враховується нестационарність вихідного часового ряду і пропонується процедура зведення дослідження до аналізу стаціонарного часового ряду. Особливістю даної роботи є побудова неперервно-дискретних моделей з використанням тризначних фіктивних змінних, що дозволяють отримувати високі апроксимаційні властивості за 2-3 ітерації. Апробація запропонованої методики на прикладі цін акцій українських компаній на Варшавській фондовій біржі показала можливість її використання на практиці.

Список літератури: 1. *Gurierous C., Monfort A.* Time Series and Dynamic Models. – Cambridge University Press, 1997. – 668 p. 2. *Hamilton J.* Time Series Analysis. – Princeton University Press, 1994. – 799 p. 3. *Nazarenko O. M., Filchenko D. V.* Parametric Identification of State-Space Dynamic Systems: A Time-Domain Perspective // International Journal of Innovating Computing, Information and Control. – 2008. – Vol. 4, No. 7. – P. 1553–1566. 4. *Назаренко А. М., Фильченко Д. В.* Идентификация и оптимизация слабо формализованных процессов в классе стационарных LQ моделей // Кибернетика и вычислительная техника. – 2009. – Вып. 158. – С. 81–99. 5. *Востров Г. Н., Полякова М. В., Любченко В. В.* Сегментация и анализ временных рядов на основе стохастической фрактальной модели // Труды Одесского политехнического университета. – 2001. – №1. – С. 109 – 144. 6. *Серая О. В.* Прогнозирование вейвлет-аппроксимации временного ряда // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. – 2011. – №4 (52) – С. 49 – 51. 7. *Носко В. П.* Введение в регрессионный анализ временных рядов. – Москва, 2002. – 273с. 8. *Clements M. P., Hendry D. F.* Forecasting with difference-stationary and trend-stationary models // Econometrics Journal. – 2001. – No. 4. – P. 1–19. 9. *Канторович Г. Г.* Анализ временных рядов // Экономический журнал ВШЭ. – 2002. – № 3. – С. 379 – 401. 10. *Rossen A.* On the predictive content of nonlinear transformations of lagged autoregression residuals and time series observations // Hamburg Institute of International Economics, Research Paper 113. – 2001. – P. 1–24. 11. *Patterson K.* An Introduction to Applied Econometrics: A Time Series Approach. – Palgrave, 2000. – 797 p. 12. *Dolado J., Jenkinson T., Sosvilla-Rivero S.* Cointegration and Unit Roots // Journal of Economic Survey. – 1990. – Vol. 4. – P. 249–273. 13. *Мартынова М. А.* Инвестиционные решения в пространстве риск-устойчивых стратегий. – Воронеж: Изд-во Воронеж. гос. ун-та, 2009. – 141с. 14. *Давнис В. В.* Прогнозные модели экспертных предпочтений. – Воронеж: Изд-во Воронеж. гос. ун-та, 2005. – 248с. 15. *Назаренко О. М.* Основы эконометрики. – К.: Центр навчальної літератури, 2005. – 392 с.

Надійшла до редколегії 23.12.2011