

ДОСЛІДЖЕННЯ АДАПТИВНИХ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ НЕСТАЦІОНАРНИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ

Проведено удосконалення та дослідження адаптивних методів прогнозування в задачах прогнозування нестационарних часових рядів з стохастичним трендом.

Розглянуто такі адаптивні моделі: узагальнена модель Брауна з постійними параметрами адаптації; модель адаптивного фільтру з дрейфуючими коефіцієнтами; модель Тригга-Ліча-Шоуна з адаптивними параметрами адаптації; метод Бокса-Дженкінса; селективна модель.

Моделі досліджено щодо реакцій на випадкові зміни у динаміці часового ряду (одична сходинка, стрибок у тренді, імпульс), розроблено селективну модель, яка дозволяє обирати найкращу модель та переходити на неї у режимі ON LINE.

Ключові слова: адаптивні методи, прогнозування, нестационарні часові ряди, стохастичний тренд.

Проведено усовершенствование и исследование адаптивных методов прогнозирования в задачах прогнозирования нестационарных временных рядов с стохастическим трендом.

Рассмотрены следующие адаптивные модели: обобщенная модель Брауна с постоянными параметрами адаптации; модель адаптивного фильтра с дрейфующими коэффициентами; модель Тригг-Лича-Шоуна с адаптивными параметрами адаптации, метод Бокса-Дженкинса; селективная модель.

Модели исследованы по реакции на случайные изменения в динамике временного ряда (единичная ступенька, прыжок в тренде, импульс), разработан селективную модель, которая позволяет выбирать лучшую модель и переходить на нее в режиме ON LINE.

Ключевые слова: адаптивные методы, прогнозирование, нестационарные временные ряды, стохастически тренд.

The article is devoted forecasting of non-stationary time series. For the research were used adaptive methods (Brown, adaptive filtering algorithms, adaptive selective models), the model with adaptive parameters of adaptation (Trigg-Leach-Shawn), and Box-Jenkins method. The models were examined for reactions on step impulse and alone impulse.

Key words: adaptive methods, forecasting, non-stationary time series, stochastic trend.

Вступ. В останній час бурного розвитку отримали адаптивні методи короткострокового прогнозування. Дані методи можуть давати більш надійні результати, порівняно зі складними економетричними системами рівнянь. Перевага їх полягає в тому, що це саморегульовані моделі, у той час як економетрична модель із постійними параметрами буде екстраполювати істотно застарілі залежності. Проте інколи вони виявляються досить грубими при прогнозуванні на серію кроків вперед. Тому в останній час ці методи отримують значний розвиток.

Нестационарні випадкові процеси можна розділити на процеси з детермінованим трендом та стохастичним трендом [1; 3]. Детермінований тренд – тренд, який не містить випадкову компоненту і коефіцієнти якого не

змінюються протягом довготривалого проміжку часу. Стохастичний тренд – тренд, який так, як і процес, містить випадкову компоненту і коефіцієнти якого швидко змінюються в часі. Адаптивні методи придатні саме для прогнозування процесів зі стохастичним трендом. Одним із найбільш поширених прикладів нестационарних випадкових процесів є ціни на валюту. Ефективність валютних операцій істотно залежить від надійності прогнозів курсу валют. Існуюче програмне забезпечення застосовується або в автономному режимі, або не використовує адаптивні методи і дає великі похибки (Forecast Expert) [4].

Таким чином, актуальним завданням є вдосконалення та дослідження адаптаційних методів прогнозування та розробка інформаційної аналітичної системи, яка

дозволяє робити прогнози нестационарних динамічних часових рядів у режимі ON LINE кожного разу з новими даними.

Завдання дослідження. Метою роботи є вдосконалення та дослідження адаптивних методів прогнозування в задачах прогнозування нестационарних часових рядів із динамікою, що випадково змінюється.

У процесі дослідження застосовувались такі адаптивні моделі:

- узагальнена модель Брауна з постійними параметрами адаптації;
- модель Трігга-Ліча-Шоуна з адаптивними параметрами адаптації;
- модель адаптивного фільтру з дрейфуючими коефіцієнтами;
- метод Бокса-Дженкінса;
- селективна модель.

Необхідно провести дослідження адаптивних моделей прогнозування щодо реакцій на випадкові зміни в динаміці часового ряду (одинична сходинка, стрибок у тренді, імпульс), розробити критерій відбору найкращої моделі та розробити селективну модель, яка дозволяє обирати найкращу модель та переходити на неї в режимі ON LINE.

Модель Брауна. Модель Брауна може бути представлена у вигляді [1]:

$$x_t = \sum_{i=1}^n a_i f_i(t) + \varepsilon_t$$

де ε_t – випадкова неавтокорельована величина з нульовим математичним очікуванням і кінцевою (необов’язково постійною) дисперсією;

$f_i(t)$ – деякі відомі, вибрані заздалегідь, базові функції від часу;

a_i – коефіцієнти, що підлягають визначенню та адаптації.

Адаптивні коефіцієнти повинні оновлюватися при кожному отриманні нової фактичної точки ряду за формулою

$$a_i = L^T a_{i-1} + h e_i(t),$$

де L^T – транспонована матриця переходів L ;

$e_i(t)$ – помилка прогнозу зробленому на попередньому кроці для моменту t .

У [1] наведені значення матриці переходів та вектора згладжування для трьох специфічних значень еквівалентної постійної β . Низьке значення $\beta = 0,75$, рекомендується використовувати при необхідності швидкої адаптації оцінок коефіцієнтів. Середнє значення $\beta=0,9$ та високе значення відповідає $\beta=0,95$ при малих змінах параметрів.

Дані для поліноміальної моделі першого порядку наведені у табл. 1 [1].

Таблиця 1

Матриця переходів L	Вектор згладжування h				
		β	0,86603	0,94868	0,97468
		$1-\beta^n$	0,25	0,10	0,05
	1 0 1 1	h_1	0,2500	0,1000	0,05000
	h_2	0,01795	0,00263	0,641e-3	

Адаптивна поліноміальна модель другого порядку $f(t) = a_1 + a_2 t + \frac{1}{2} a_3 t(t-1)$. Дані для поліноміальної моделі другого порядку наведені у табл. 2. [1]

Таблиця 2

Матриця переходів L	Вектор згладжування h				
		β	0,90856	0,96549	0,98305
		$1-\beta^n$	0,25	0,10	0,05
	1 0 0 1 1 0 0 1 1	h_1	0,2500	0,1000	0,05000
		h_2	0,02394	0,00351	0,855e-3
	h_3	0,765e-8	0,411e-4	0,487e-5	

Адаптивна модель синусоїдальних коливань із лінійним трендом: $\hat{x}_t(t) = \hat{a}_{1,t} + \hat{a}_{2,t} \tau + \hat{a}_{3,t} \sin \frac{2\pi}{12} + \hat{a}_{4,t} \cos \frac{2\pi}{12}$ (період 12 місяців) Дані для моделі синусоїдальних коливань із лінійним трендом наведені у табл. 3 [1].

Матриця переходів L	Вектор згладжування h			
		β	0,93061	0,974
	$1-\beta^n$	0,25	0,10	0,05
1 0 0 0	\bar{h}_1	0,12949	0,05024	0,02503
1 1 0 0	\bar{h}_2	0,00457	0,66e-3	0,16e-3
0 0 0,86603 0,5	\bar{h}_3	0,04113	0,00605	0,00148
0 0 -0,5 0,86603	\bar{h}_4	0,12052	0,04977	0,02499

Алгоритм адаптивного прогнозування методом Брауна наведено на рис 1.

Крок 1. Вводимо часовий ряд із передісторією за декілька кроків.

Крок 2. Розраховуємо тренд (ініціалізуємо коефіцієнти тренду a_1, a_2, a_3).

Крок 3. Прогнозуємо за формулою:

$$\hat{x}_t(t) = a_1 + a_2 t + \frac{a_3 * t * (t-1)}{2}$$

Крок 4. Робимо крок у часі $t=t+\Delta t$.

Крок 5. Вводимо реальне значення x_t .

Крок 6. Обчислюємо помилку прогнозу $e_t = (x_t - \hat{x}_t)^2$.

Крок 7. Якщо $t > t_{interval}$ то зупиняємося, в іншому випадку робимо корекцію коефіцієнтів

$$\bar{a} = L^T \bar{a} + \bar{h} e, \text{ де } L = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} - \text{матриця переходів}$$

та $\bar{h} = \begin{pmatrix} 0,25 \\ 0,0239 \\ 0,00765 \end{pmatrix}$ – вектор згладжування, переходимо на крок 4.

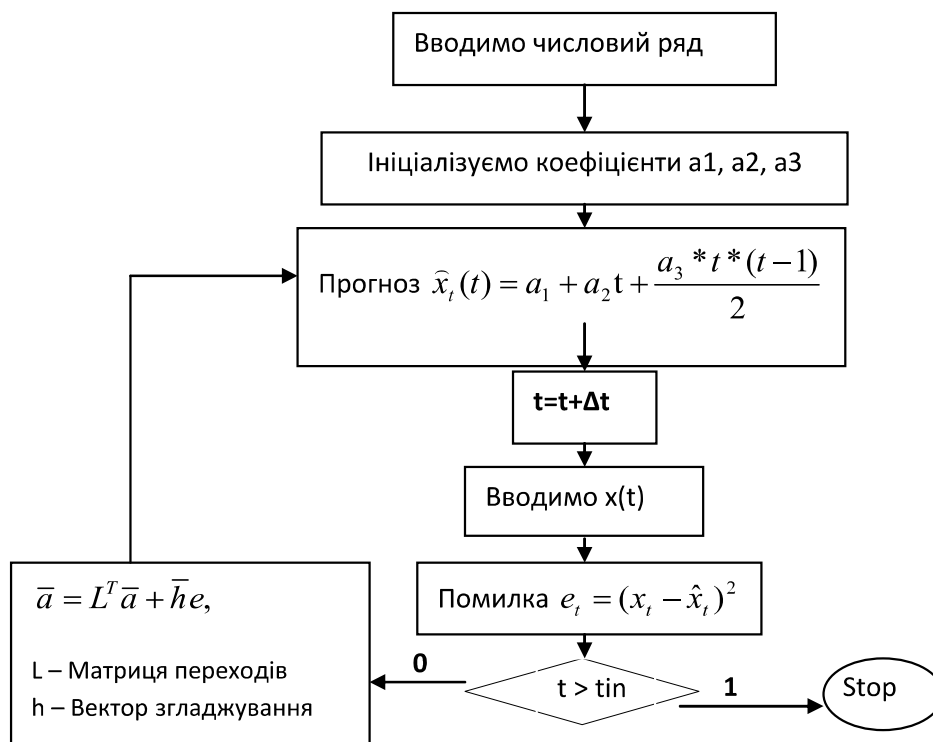


Рис. 1. Блок-схема алгоритму Брауна

Модель Трігга-Ліча-Шоуна. Модель Трігга-Ліча-Шоуна дозволяє врахувати періодичну складову і здійснити підвищену адаптацію коефіцієнтів моделі. Загальний вигляд моделі має вигляд [1]:

$$x_t(t) = a + a_2 \Delta t + a_3 \Delta t \sin \frac{2\pi t}{T} + a_4 \cos \frac{2\pi t}{T},$$

де T – період основної гармоніки коливаль.

Адаптивні коефіцієнти повинні оновлюватися при кожному отриманні нової фактичної точки ряду за формулою

$a_t = L^T a_{t-1} + h e_t(t)$, де перший елемент вектора згладжування дорівнює контрольному слідкуючому сигналу:

$$h_t = |K_t|, \quad K_t = \frac{\hat{e}_t}{\tilde{e}_t}; \quad \hat{e}_t = (1-\gamma)\hat{e}_{t-1} + \gamma e_t; \\ \tilde{e}_t = (1-\gamma)\tilde{e}_{t-1} + \gamma |e_t|.$$

Алгоритм адаптивного прогнозування моделлю Трігга-Ліча-Шоуна наведено на рис 2.

Крок 1. Вводимо часовий ряд з передісторією.

Крок 2. Розраховуємо сезонні складові, які використовуються для ініціалізації коефіцієнтів адаптивних моделей.

a_3 – сезонна складова у четверті періоду, a_4 – сезонна складова на початку періоду.

Крок 3. Робимо крок у часі $t=t+\Delta t$.

Крок 4. Прогнозуємо за формулами Брауна відповідно до обраної моделі.

Крок 5. Вводимо реальне значення x_t .

Крок 6. Обчислюємо помилку прогнозу $e_t = (x_t - \hat{x}_t)$.

Крок 7. Якщо $t > t_{\text{interval}}$ то зупиняємося, в іншому випадку робимо корекцію коефіцієнтів $\bar{a} = L^T \bar{a} + \bar{h} e$, де

$$L = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.86603 & 0.5 \\ 0 & 0 & -0.5 & 0.86603 \end{pmatrix} \text{ – матриця}$$

переходів та $\bar{h} = \begin{pmatrix} K_{t-1} \\ h_2 = 0.0045 \\ h_3 = 0.0411 \\ h_4 = 0.120 \end{pmatrix}$ – коефіцієнт згладжу-

вання, $K_t = \frac{\hat{e}_t}{\tilde{e}_t}$, коефіцієнт адаптації [1].

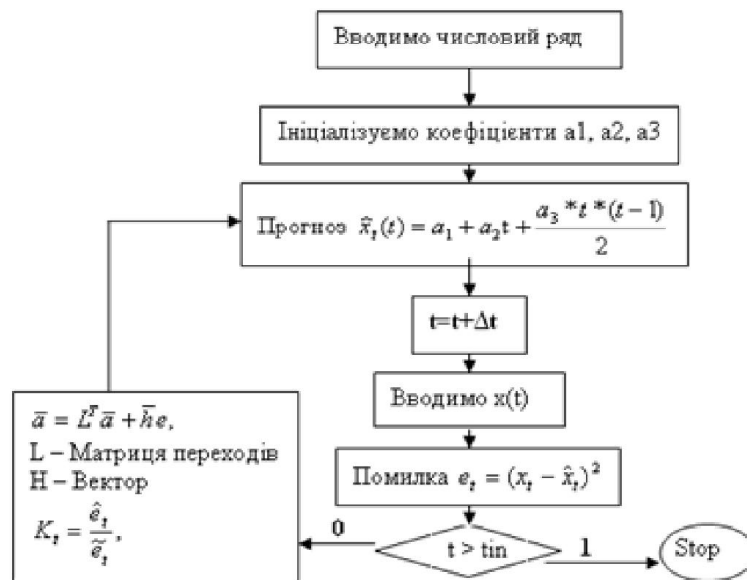


Рис. 2. Алгоритм адаптивного прогнозування моделлю Трігга-Ліча-Шоуна

Модель адаптивного фільтра [1]. У моделі адаптивного фільтра передбачається, що прогноз наступного члена ряду може бути отриманий за допомогою зваженої суми l минулих членів ряду.

Після того, як стає відомим x_{t+l} – фактичне значення ряду в момент $t+l$, можна підрахувати помилку прогнозу

$$e_{t+l} = x_{t+l} - \hat{x}_l(t) = x_{t+l} - \sum_{i=t-l+1}^t \omega_i x_i.$$

Запишемо вираз для квадрата помилки:

$$e_{t+l}^2 = (x_{t+l} - \sum \omega_i x_i)^2 = x_{t+l}^2 - 2 + \sum_{i=t-l+1}^t \omega_i x_i x_{t+l} + \sum_{i=t-l+1}^t \sum_{j=t-l+1}^t \omega_i \omega_j x_i x_j.$$

Цей вираз показує, що квадрат помилки є квадратичною функцією від ваг ω_i . Геометричною інтерпретацією цієї функції у тривимірному просторі є

параболічний циліндр. При певному поєднанні ваг (уздовж прямої $\sum \omega_i x_i = x_{t+l}$) функція приймає мінімальне значення, рівне нулю.

Таким чином, процедуру адаптації ваг на момент t можна розглядати як коригування ваг на основі поточної помилки проводиться з метою мінімізації майбутньої помилки.

Для адаптації ваг скористаємося методом найшвидшого спуску. При використанні методу найшвидшого спуску корегування ваги здійснюється за таким правилом:

$$W_u = W_c - k \cdot grad(e_{t+l}^2)$$

де W_c – вектор старих вагів;

W_u – вектор нових вагів;

k – коефіцієнт ($k > 0$);

$grad(e_{t+l}^2)$ – вектор, градієнт e_{t+l}^2 .

Це рівняння показує, що коригування ваг проводиться шляхом додавання до старого вектору ваг поправки, одержуваної множенням коефіцієнта k на градієнт, взятий із негативним знаком. Градієнт із негативним знаком вказує найкоротший шлях досягнення мінімуму досліджуваної поверхні, а коефіцієнт k визначає, наскільки ми просуваємося в цьому напрямі.

Компоненти градієнта знаходимо диференціюванням квадрата помилки за вагами:

$$\frac{\partial e_{t+1}^2}{\partial \omega_i} = 2e_{t+1} \frac{\partial e_{t+1}}{\partial \omega_i} = -2e_{t+1}x_i.$$

Це визначає спосіб коригування ваг:

$$W_n = W_c + 2ke_{t+1}x.$$

Щоб визначити характер впливу k на процедуру адаптації, вдамося до таких дій [1]. Повернемося в точку l і знову зробимо прогноз, але вже з вагами W_n . Отримаємо нове значення помилки:

$$(e_n)_{t+1} = x_{t+1} - \sum [(w_c)_i + 2ke_{t+1}x_i] \cdot x_i = x_{t+1} - \sum (w_c)_i x_i - \sum 2ke_{t+1}x_i^2 = e_{t+1} - 2ke_{t+1} \sum x_i^2 = e_{t+1}(1 - 2k \sum x_i^2),$$

де e_{t+1} – помилка, отримана при старих вагах $(w_c)_i$.

Тепер якщо покласти $k = \frac{\alpha}{2 \sum x_i^2}$, то $(e_n)_{t+1} = e_{t+1}(1 - \alpha)$

і при $0 < \alpha < 2$ $|(e_n)_{t+1}| < |e_{t+1}|$.

α – параметр адаптації моделі і вважається постійним, k при цьому буде змінною величиною. Оптимальне значення α , що забезпечує мінімум середнього квадрата помилки, можна визначити

методом проб на ретроспективному матеріалі. Визначення оптимального значення α можна назвати процедурою «навчання» адаптивного фільтра.

Алгоритм прогнозування моделлю адаптивного фільтра наведено на рис. 3.

Крок 1. Вводимо часовий ряд із передісторією за декілька кроків m .

Крок 2. Ініціалізуємо вагові коефіцієнти (w_i) .
 $w_j = \alpha(1 - \alpha)^j$.

Крок 3. Прогнозуємо за формулою $\hat{x}_t = \sum_{i=1}^{t-1} w_i x_i$.

Крок 4. Робимо крок у часі $t = t + \Delta t$.

Крок 5. Вводимо реальне значення x_t .

Крок 6. Обраховуємо помилку прогнозу $e_t = (x_t - \hat{x}_t)^2$.

Крок 7. Порівнюємо значення, якщо $t > t_{\text{interval}}$, то виводимо результат, в іншому випадку оновлюємо коефіцієнти. При використанні методу найшвидшого спуску корегування ваги здійснюється за таким правилом:

$$W_n = W_c - k \cdot \text{grad}(e_t^2).$$

де W_c – вектор старих вагів; W_n – вектор нових вагів; k – коефіцієнт ($k > 0$);

$\text{grad}(e_t^2)$ – градієнт квадрату похибки прогнозу. У

цьому разі $w_j = w_j + 2K * e * X(t_{n-j})$, $k = \frac{\alpha}{2 \sum X(t_{n-j})^2}$, після чого знову проходимо етап прогнозування 3.

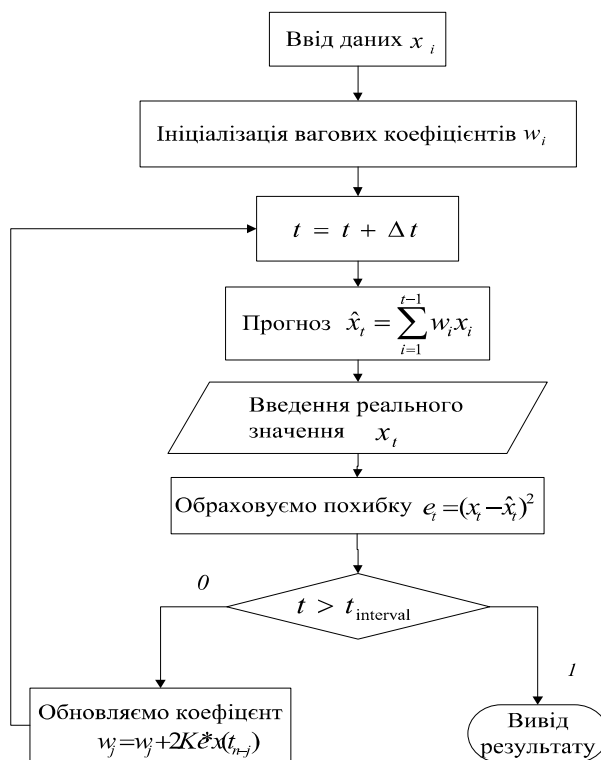


Рис 3. Алгоритм прогнозування моделлю адаптивного фільтра

Модель Бокса-Дженкінса [1; 3]. Перше за все нестационарний випадковий процес зводиться до стаціонарного знаходженням різниць. Порядок різниці d , що забезпечує стаціонарність, досягнутий тоді, коли автокореляційна функція процесу $\varpi_t = \nabla^d x_t$ падає досить швидко. На практиці зазвичай $d = 1, 2$, і, як правило, достатньо проаналізувати перші 15-20 значень автокореляційної функції вихідного ряду і його перших і других різниць. Перевірку різниць на стаціонарність можна провести критерієм Фішера для однофакторного дисперсійного аналізу (групи – значення різниць у певні моменти часу).

Ідентифікація процесу $\nabla^d x_t$. Визначивши експериментально d , вивчаємо потім загальний вигляд оціненої автокореляційної і частинної автокореляційної функцій для різниць порядку d . На

їх основі вибираються порядок p для авторегресійної моделі (АР) і порядок q для моделі ковзаючого середнього (КС). Особливе практичне значення мають АР і КС-процеси 1-го і 2-го порядків і найпростіший змішаний процес $(1, d, 1)$. Для моделей цих процесів мають місце закономірності і співвідношення, зведені в табл. 5.

Ми бачимо, що попередні оцінки параметрів для моделей $(0, d, 1)$ і $(1, d, 1)$ знаходять вирішуючи квадратичні рівняння, значить, формально буде отримано за два рішення. Однак лише одне з кожної пари вирішенні буде в області допустимих значень, обумовленої умовами стаціонарності й оборотності. Основні властивості та співвідношення для найбільш важливих моделей АРІКС [1].

Таблиця 4

Модель	(1,d,0)	(0,d,1)
Поведінка p_k	Спадає експоненціальне	Тільки $p_1 \neq 1$
Поведінка φ_{kk}	Тільки $\varphi_{11} \neq 1$	Домінує експоненціальне затухання
Попередні оцінки	$\hat{\varphi}_1 = r_1$	$r_1 = \frac{-\hat{Q}_1}{1 + \hat{Q}_1^2}$
Допустима область	$-1 < \varphi_1 < 1$	$-1 < Q_1 < 1$
Модель	(2,d,0)	(0,d,2)
Поведінка p_k	Накладання затухаючих експонент і синусоїд	Тільки $p_1 \neq 0, p_2 \neq 0$
Поведінка φ_{kk}	Тільки $\varphi_{11} \neq 0, \varphi_{22} \neq 0$	Домінує накладання затухаючих експонент і синусоїд
Попередні оцінки	$\hat{\varphi}_1 = \frac{r_2(1-r_2)}{1-r_1^2}$ $\hat{\varphi}_2 = \frac{r_2-r_1^2}{1-r_1^2}$	$r_1 = \frac{-\hat{Q}_1(1-\hat{Q}_2)}{1+\hat{Q}_1^2+\hat{Q}_2^2}$ $r_2 = \frac{-\hat{Q}_2}{1+\hat{Q}_1^2+\hat{Q}_2^2}$
Допустима область	$-1 < \varphi_2 < 1$ $\varphi_2 + \varphi_1 < 1$ $\varphi_2 - \varphi_1 < 1$	$-1 < Q_2 < 1$ $Q_2 + Q_1 < 1$ $Q_2 - Q_1 < 1$
Модель	(1,d,1)	
Поведінка p_k	Експоненціальне спадас, починаючи з $k = 1$	

Отримані з цих співвідношень попередні значення параметрів моделей можуть бути уточнені ітераційними процедурами мінімізуючи ми середній квадрат помилки прогнозу.

Алгоритм методу Бокса –Дженкінса наведено на рис 4.

Крок 1: Вводимо часовий ряд.

Крок 2: Знаходимо різницю :

$$y(t) = x(t) - x(t-1); t = 2 \dots N, d = 1$$

Крок 3: Перевіряємо на стаціонарність різниці:

Обчислюємо критерій Фішера для однофакторного дисперсійного аналізу (групи – значення різниць у

певні моменти часу) та порівнюємо з квантилем Фішера для обраного рівня довіри qF

$$F = \frac{\frac{1}{k-1} \sum_{j=1}^k (y_{cpj} - y_{zagcp})^2 * n_j}{\frac{1}{N-k} \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} (y_{ij} - y_{zagcp})^2}$$

де k – кількість груп (по числу кроків у часі), N – загальна кількість значень різниць,

Y_{zagcp} – загальне середнє, Y_{cpj} – загальне середнє в j -й групі, j – номер групи.

Крок 4: (Якщо $F > qF$). Знаходимо різницю різниць:

$$y(t) = \Delta x(t) - \Delta x(t-1); t = 3 \dots N, d = 2.$$

Крок 5: Знаходимо автокореляційну функцію $r_k = \text{corr}(y, k)$, де k – лаг. По вигляду автокореляційної функції обираємо відповідну модель авторегресії $AR(1,1,0)$ ковзаючого середнього $KS(0,1,1)$, або авторегресії та ковзаючого середнього $ARCS(1,1,1)$

Крок 6: (Якщо $d = 1$) Розраховуємо Модель $ARCS(1,1,1)$

$$\hat{y}(t) = \varphi_1 y(t-1) + \theta_1 \varepsilon(t-1) + \varepsilon(t),$$

де параметри моделі $\varphi_1 = r_1, r_1 = \frac{-\theta_1}{1 + \theta_1}$.

Крок 7: (Якщо $d \neq 1$) Розраховуємо Модель $ARCS(2,2,2)$

$$\hat{y}(t) = \varphi_1 y(t-1) + \varphi_2 y(t-2) + \theta_1 \varepsilon(t-1) + \theta_2 \varepsilon(t-2) + \varepsilon(t),$$

де

$$\hat{\varphi}_1 = \frac{r_2(1-r_2)}{1-r_1^2}, \hat{\varphi}_2 = \frac{r_2-r_1^2}{1-r_1^2}, r_1 = \frac{-\hat{Q}_1(1-\hat{Q}_2)}{1+\hat{Q}_1^2+\hat{Q}_2^2}, r_2 = \frac{-\hat{Q}_2}{1+\hat{Q}_1^2+\hat{Q}_2^2}.$$

Крок 8: Робимо прогноз $\hat{x}(t+1) = x(t) + \hat{y}(t)$.

Крок 9: Якщо $t > t_{\text{interval}}$, то зупиняємося, в іншому випадку повертаємось до **Кроку 2**.

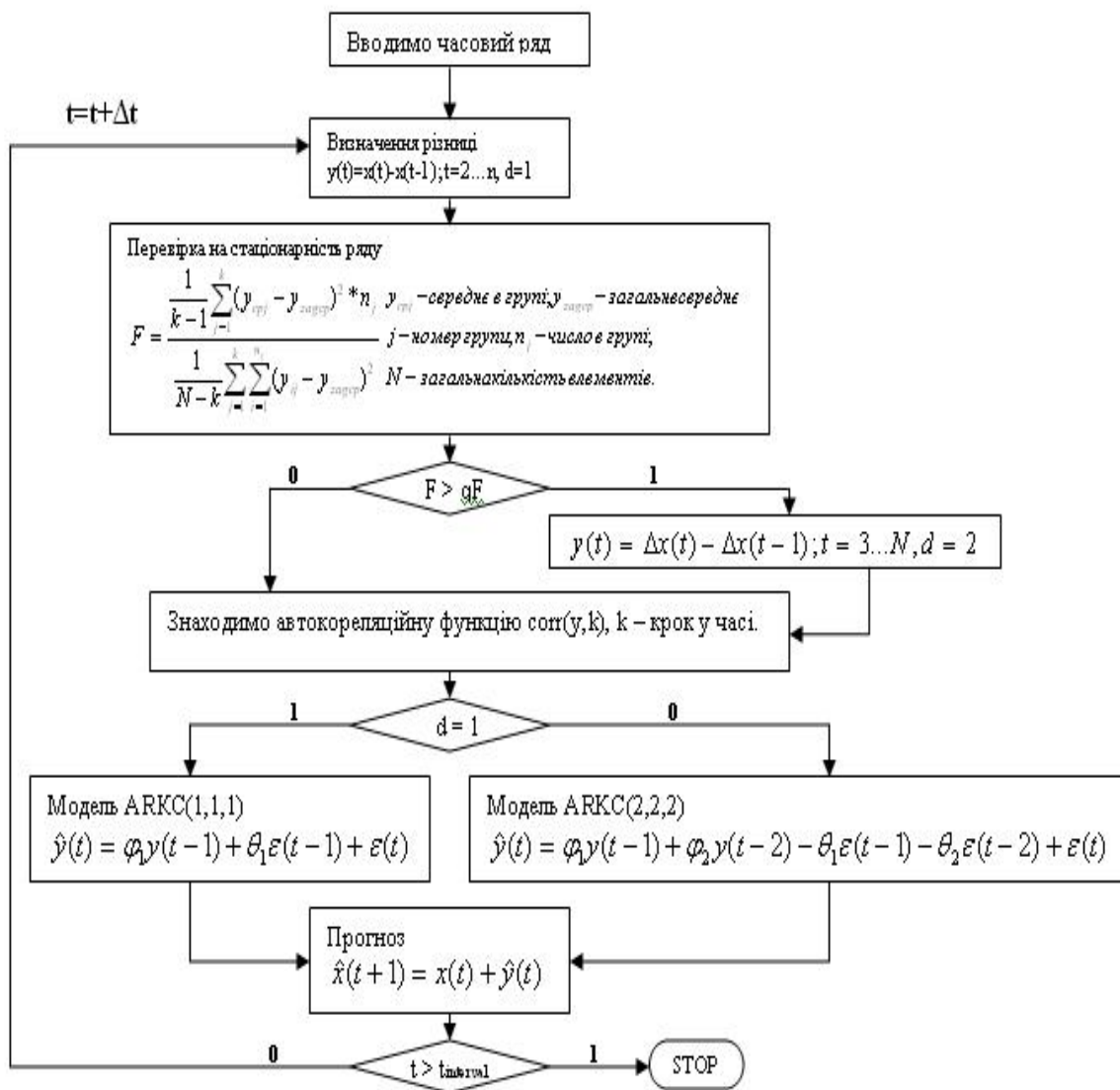


Рис. 4. Блок-схема алгоритму Бокса-Дженкінса

Також було розроблено адаптивну селективну модель, яка дозволяє переключитись на найкращу модель під час прогнозування. Алгоритм адаптивної селективної моделі наступний.

Крок 1. Обраховуємо квадрат помилки кожного методу $e_i^2 = (x_i - \hat{x}_i)^2$.

Крок 2. Робимо крок у часі.

Крок 3. Обраховуємо експоненціальне згладжування квадрата помилки для кожного методу $B_t = a_B e^{-\tau} (t - \tau) + (1 - a_B) B_{t-1}$ або коефіцієнт згладжування K_t .

Крок 4. Порівнюємо результати експоненціального згладжування й обираємо мінімальне значення B_t . Переключаємось на цей метод.

Крок 6. Порівнюємо значення, якщо $t > t_{interval}$, то виводимо результат, в іншому випадку перераховуємо B_t .

Для дослідження застосування різних адаптивних алгоритмів прогнозування було розроблено програмне забезпечення, яке призначено для аналізу та прогнозування фінансових часових рядів курсу валют. Нижче наведено порівняльний аналіз реакції розглянутих моделей на збурення у вигляді одичинної сходянки та імпульсу, а також порівняння з прогнозом програмою Meta-Trader.

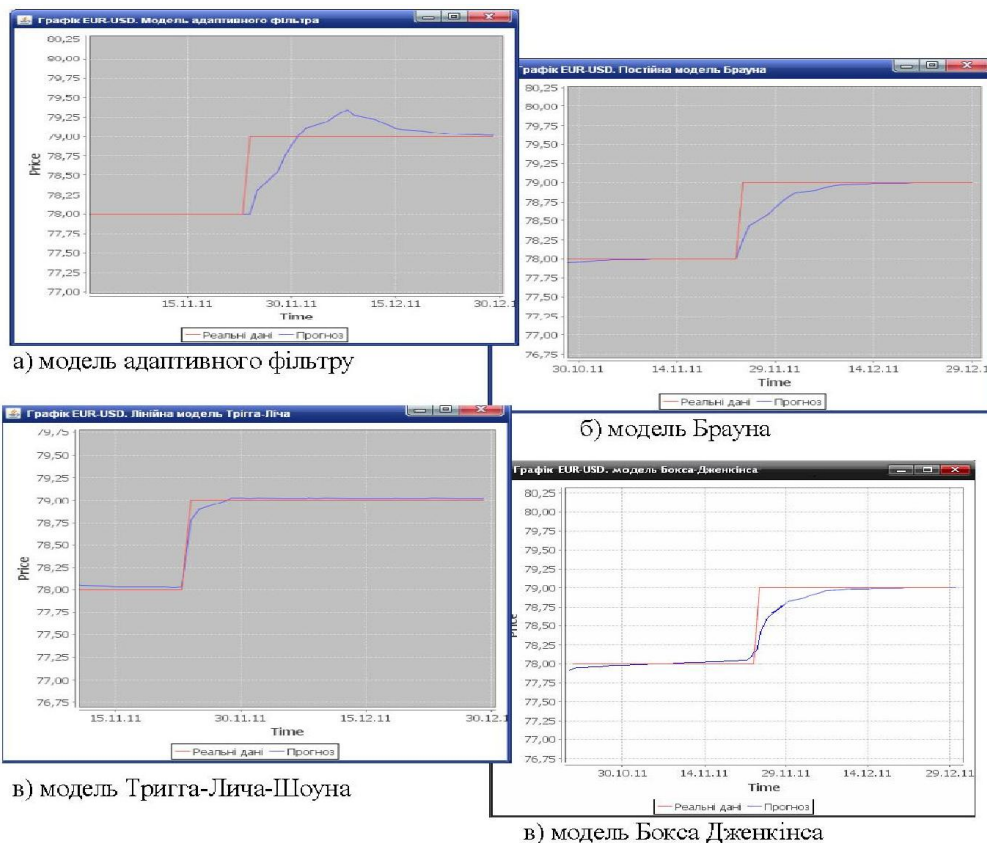


Рис. 5. Дослідження реакції адаптивних методів на збурення у вигляді одичинної сходянки

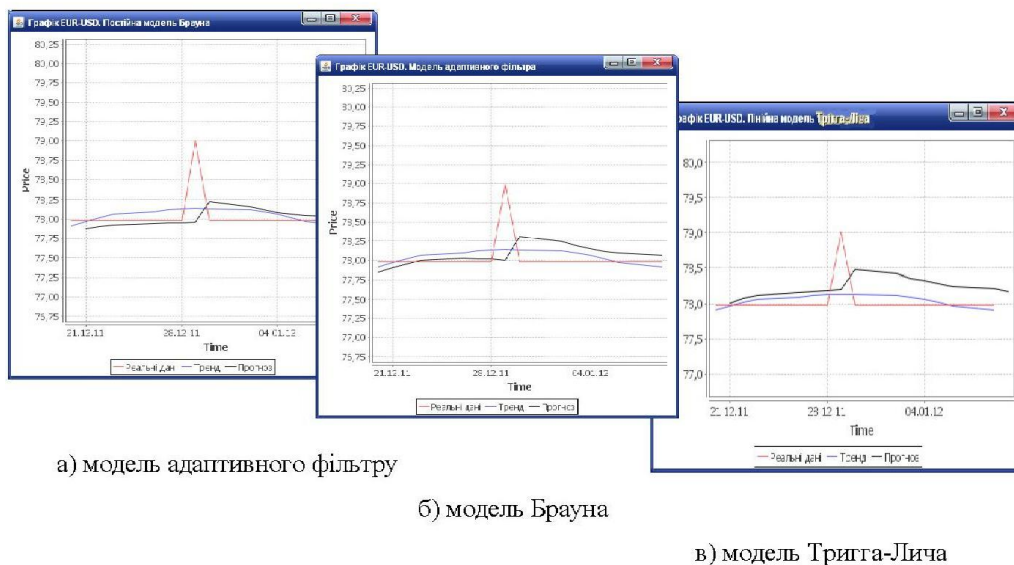


Рис. 6. Дослідження реакції адаптивних методів на збурення у вигляді одичинного імпульсу



Рис. 7. Дослідження критеріїв переключення адаптивної селективної моделі.
 а) переключення по мінімальному значенню B_t ;
 б) переключення по мінімальному значенню контрольного слідкуючого сигналу K_t .

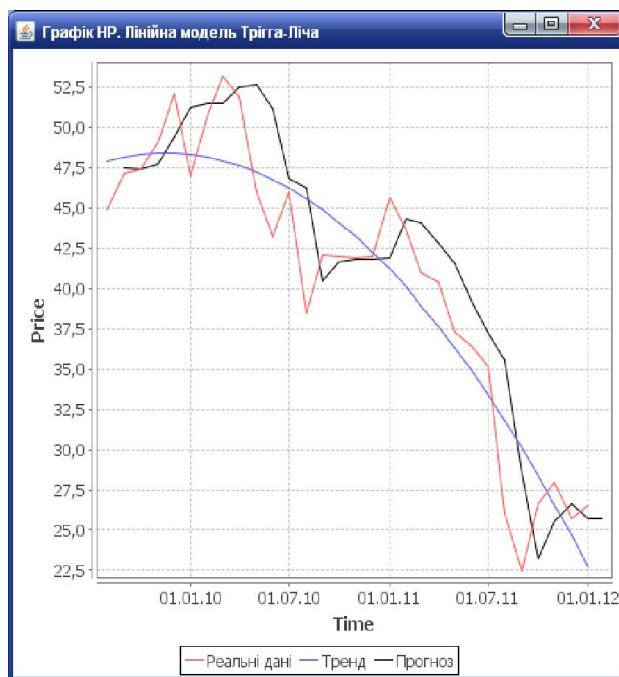


Рис. 8. Порівняння моделі Тригга-Ліча з реальними даними та прогнозом Meta-Trader (тренд)

У процесі дослідження було визначено, що найкращою моделлю є адаптивна селективна модель, оскільки на кожному кроці вона обирає з базового набору ту модель, яка дає менший квадрат помилки та краще вловлює зміни в тренді часового ряду.

Серед моделей із адаптивними параметрами адаптації – найкраща модель Тригга-Ліча-Шоуна, яка є моделлю з підвищеною здатністю до самонавчання. Усі моделі показали значно кращі результати

порівнюючи з результатами програми Meta-Trader (тренд).

Висновки. Таким чином, для прогнозування нестационарних часових рядів зі стохастичним трендом найкраще використовувати адаптивні моделі прогнозування. Серед них найкращі результати показали моделі Тригга-Ліча-Шоуна (з адаптивними параметрами адаптації) та метод Бокса-Дженкинса. Але метод

Бокса-Дженкинса набагато складніший у застосуванні. Розроблено селективну модель, які серед базових адаптивних моделей обирає найкращу та переключається на неї і показує ще кращі результати. Використання програми Meta-Trader (просте експоненціальне згладжування) дає дуже велику похибку, усереднює прогноз та не уловлює швидких змін динаміки часового ряду.

ЛІТЕРАТУРА

1. Лукашин Ю. П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов : [учеб. пособие] / Ю. П. Лукашин. – М. : Финансы и статистика, 2003. – 416 с.
2. Горчаков А. Математичний апарат для інвестора. Аналіз та прогнозування часових рядів [текст] / А. Горчаков // Фінансовий ринок України. – 2007. – № 12. – С. 38–42.
3. Бідюк П. І. Методи прогнозування. Том 1 і 2 / П. І. Бідюк, О. С. Меняйленко, О. В. Половцев. – Луганськ : Альма Матер, 2008. – 725с.
4. Зарубежные статистические пакеты [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <http://articles.excelion.ru/science/info/32447532.html>.

Рецензенти: Кондратенко Ю. П., д.т.н., професор;
Гожий О. П., к.т.н., доцент.

© Кравець І. О., Коргут Ю. А., 2013

Дата надходження статті до редколегії 10.05.2013 р.

КРАВЕЦЬ Ірина Олександрівна, к.т.н., доцент, Чорноморський державний університет імені Петра Могили, Миколаїв, Україна. Сфера наукових інтересів: чисельні методи, математична статистика в автоматизованих системах.

КОРГУТ Ю. А., Чорноморський державний університет імені Петра Могили, м. Миколаїв, Україна.