УДК 519.865

О. Ю. Берзлев, М. М. Маляр, В. В. Ніколенко
(Ужгородський нац. ун-т)

БАГАТОРІВНЕВІ АДАПТИВНІ МОДЕЛІ У ЗАДАЧАХ ПЕРЕДБАЧУВАННЯ

The multilevel adaptive prediction algorithm, which uses results of six well-known algorithms, is considered.

Розглядається багаторівневий адаптивний алгоритм прогнозування, який використовує результати роботи шести відомих алгоритмів.

Вступ. Комп'ютерні технології потребують створення систем підтримки прийняття рішень у різних сферах життя. Для цього виникає необхідність побудови різних моделей, методів та алгоритмів для розв'язання конкретних класів задач.

Потреба в прогнозуванні курсів валют, значень цін на товари та інших економічних показників часто виникає в багатьох економічних задачах. Вибір надійних методів прогнозування сприяє підвищенню ефективності від операцій, використовується як важливий елемент прийняття управлінських рішень, які стосуються процесу перерозподілу продукції, планування в сфері виробництва, економіки і фінансів [1,2].

Існують різні підходи для прогнозування поведінки динамічних рядів: візуальне дослідження графічних об'єктів, які виникають під час формування ряду, аналіз циклічної поведінки і японських свічок [3], адаптивні моделі прогнозування [4], підходи технічного і фундаментального аналізу [5]. Останнім часом проводяться дослідження в області систем нечіткого виводу і нечітких мереж [6,7]. Більшість методів ґрунтується на гіпотезі про те, що майбутні значення динамічного ряду можна розрахувати на основі попередніх значень.

В цій статті розглянуті адаптивні моделі прогнозування поведінки динамічного ряду з нестійким характером коливань [4, 8, 9], що застосовуються для отримання прогнозу, розроблено моделі, які використовують алгоритми класифікації та розпізнавання образів. Пропонується алгоритм прогнозування, який використовує базу даних, в якій закладено історію динамічного ряду, що обробляється. Реалізовано алгоритм класифікації гіперкулями з класами, які перетинаються. Зроблена спроба оцінити виграш, що може бути отриманий при використанні вказаних моделей на реальних ринках. Ефективність даних моделей порівнюється з класичними методами експоненціального згладжування (адаптивні поліноміальні моделі Брауна та Трігга-Ліча нульового, першого і другого порядків) [4]. Розглянуті методи можна застосовувати в умовах нестійкого характеру коливань курсів валют, що є характерним для багатьох валютних ринків як України, так і зарубіжжя.

Постановка задачі прогнозування поведінки динамічного ряду. Задача полягає в побудові за значеннями динамічного ряду $\Omega = (x_1, x_2, \ldots, x_N)$ деякого алгоритму $A\ (x_1, x_2, \ldots, x_N)$, за допомогою якого робиться передбачення майбутнього значення ряду, тобто $A\ (x_1, x_2, \ldots, x_N) = \hat{x}_{N+\tau}$, $\tau \geq 1$, або прогнозується знак приросту значення ряду $A\left(x_1, x_2, \ldots, x_N\right) = (-1)^k$, де

$$k = \begin{cases} 1, & \text{якщо ряд має тенденцію до спадання;} \\ 2, & \text{якщо ряд має тенденцію до зростання.} \end{cases}$$

Якість прогнозування алгоритму $A\left(x_1, x_2, \ldots, x_N\right)$ може оцінюватись:

1) величиною похибки значення, що прогнозується;

2) відсотком напрямків, які правильно передбачаються;

3) за допомогою визначення величини ліквідних запасів [1].

Моделі та методи.

1. Апроксимація поліноміальних трендів за допомогою багаторазового згладжування. Виявлення і аналіз тенденції динамічного ряду $\Omega = \left(x_1, x_2, \ldots, x_N\right)$ часто виконується за допомогою вирівнювання чи згладжування. Експоненціальне згладжування ряду розраховується за такою рекурентною формулою:

$$S_t = \alpha\, x_t + (1-\alpha)\, S_{t-1}, \tag{1}$$

де S_t – значення експоненціальної середньої в момент t, $0 < \alpha < 1$, $\alpha - const$

Поняття експоненціальної середньої S_t можна узагальнити для випадку експоненціальних середніх більш високих порядків. Експоненціальна середня довільного p-го порядку визначається за формулою:

$$S_t^{[p]} = \alpha S_t^{[p-1]} + (1-\alpha)\, S_{t-1}^{[p]}, \tag{2}$$

де $p = 1, 2, \cdots, n$, $S_t^{[0]} = x_t$, $S_0, S_0^{[2]}, \cdots, S_0^{[n]}$ – початкові умови експоненціальних середніх відповідного порядку. Вирівнювання p-го порядку є звичайним експоненціальним згладжуванням, що застосоване до результатів згладжування $(p-1)$-го порядку. Параметр згладжування α визначає чутливість моделі. Чим менше α, тим в більшій мірі фільтруються коливання динамічного ряду. Для автоматичного регулювання параметру адаптації α можна використати модифікацію моделі (2) (модель Трігга-Ліча), в якій вибирається

$$\alpha = \left|K_t\right|, \; K_t = \frac{\hat{e}_t}{\tilde{e}_t}, \tag{3}$$

де K_t – контрольний сигнал,

$$\hat{e}_t = (1-\gamma)\, \hat{e}_{t-1} + \gamma\, e_t,$$

$$\tilde{e}_t = (1-\gamma)\, \tilde{e}_{t-1} + \gamma \left|\, e_t\right|,$$

e_t – сума помилок прогнозування, $0 < \gamma < 1$.

2. Адаптивна модель прогнозування знаку приросту валютного курсу. Для отримання позитивного результату від валютних операцій практично завжди досить передбачити напрямок руху курсу вгору чи вниз. В роботі [4] запропонований один з найкращих, сучасних адаптивних підходів, який дозволяє робити прогноз знаку приросту валютного курсу.

Розглядається динамічний ряд $\Omega = (x_1, x_2, \ldots, x_N)$, N – довжина ряду. Задача полягає у тому, щоб виявити більш-менш стійку залежність i-го спостереження від попередніх і на цій підставі зробити прогноз на $(N+1)$-ий момент. Перед виявленням зв'язку між послідовними даними курсів валют потрібно дослідити динамічні ряди на абсолютну випадковість. В якості критеріїв можна обрати: критерії поворотних точок, розподілу довжини фази і.т.д. Дослідження показало, що не дивлячись на суттєві коливання щоденних даних, ряди не є білим шумом, тобто можна застосовувати статистичні підходи для прогнозування курсів валют [4].

В роботі [4] пропонується перейти від даних $x_1, x_2, \ldots, x_N$ до ряду $\Delta x_1, \Delta x_2, \Delta x_3, \ldots, \Delta x_{N-1}$, де $\Delta x_i = x_{i+1} - x_i$, $i = 1, 2, \ldots, N-1$. Розглядається знаковий ряд $k_1, k_2, \ldots, k_{N-1}$, де

$$k_i = \begin{cases} +1, & \Delta x_i > 0; \\ 0, & \Delta x_i = 0; \\ -1, & \Delta x_i < 0. \end{cases} \tag{4}$$

Розглядаються добутки $m_i = k_i\, k_{i-1}$,

$$m_i = \begin{cases} +1, & \text{якщо } k_i = 1 \text{ і } k_{i-1} = 1 \text{ або якщо } k_i = -1 \text{ і } k_{i-1} = -1; \\ 0, & \text{якщо } k_i = 0 \text{ і (або) } k_{i-1} = 0; \\ -1, & \text{якщо } k_i = -1 \text{ і } k_{i-1} = 1 \text{ або якщо } k_i = 1 \text{ і } k_{i-1} = -1. \end{cases}$$

Експоненціальне згладжування ряду m_i проводиться за формулою (1). Прогноз m на момент $t+1$ визначається як

$$\widetilde{m}_{t+1} = \begin{cases} +1, & S_t > 0; \\ 0, & S_t = 0; \\ -1, & S_t < 0. \end{cases}$$

Додатній знак $\widetilde{m}_{t+1}$ означає збереження того знаку приросту, який мав місце в момент t, від'ємний – зміну.

3. Багаторівневий адаптивний алгоритм прогнозування. Даний алгоритм запропонований авторами. Суть даного підходу полягає в тому, що за допомогою побудови гіперкуль визначаються переваги реалізованих алгоритмів прогнозування на різних ділянках динамічного ряду, формується система вагових коефіцієнтів для кожного алгоритму. Нехай для заданого динамічного ряду $\Omega = (x_1, x_2, \ldots, x_N)$ існують алгоритми $A_1, A_2, \ldots, A_n$, $n > 1$, які виконують прогноз в кожній точці j на τ кроків вперед $\hat{x}_\tau^i\,(j)$, $i = \overline{1,n}$, n – кількість алгоритмів прогнозування. Потрібно зробити прогноз точки $\hat{x}_{N+\tau}$, при $\tau = 1$, тобто на один крок вперед. Для точок $j = c, c+1, \ldots, N$ динамічного ряду будують вектори вигляду:

$$t_j = \left\langle x_{j-c+1}^j,\, x_{j-c+2}^j, \ldots, x_j^j,\, \xi_1^j,\, \xi_2^j, \ldots, \xi_n^j \right\rangle,\ j = \overline{c, N},$$

де $c = const$ – кількість останніх точок, які досліджуються, $c > 0$,

$$\xi_k^j = \begin{cases} +1, & \text{якщо прогноз приросту } \delta x_j = \hat{x}_1^k\,(j) - x_j \text{ правильний;} \\ 0, & \text{якщо прогноз приросту } \delta x_j \text{ неправильний.} \end{cases} \quad k = \overline{1,n}.$$

Вектори t_j вносяться в базу даних, яка динамічно поповняється. Далі будують гіперкулю деякого радіусу R з центром в точці $\widehat{C} = (x_{N-c+1}, x_{N-c+2}, \ldots, x_N)$

Позначимо через

$$I_N = \left\{ t_j \mid \left(x_{j-c+1}^j - x_{N-c+1}\right)^2 + \ldots + \left(x_j^j - x_N\right)^2 \leq R^2, j = \overline{c, N-1} \right\}$$

– множина всіх векторів t_j, які належать гіперкулі радіусу R, j – кількість векторів в базі даних. Для всіх векторів множини I_N записують матрицю:

$$\widetilde{K}_N = \begin{pmatrix} \xi_1^1 & \xi_2^1 & \cdots & \xi_n^1 \\ \xi_1^2 & \xi_2^2 & \cdots & \xi_n^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \xi_1^m & \xi_2^m & \cdots & \xi_n^m \end{pmatrix},$$

де m – кількість векторів, які належать множині I_N. Для всіх $j = \overline{c, N}$ для кожного алгоритму A_i ставлять у відповідність вагові коефіцієнти ψ_i^j: якщо

$$\bar{\psi}_i^j = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^{m} \xi_i^l \,, \;\; \tilde{\psi}^j = \sum_{i=1}^{n} \bar{\psi}_i^j \,,$$

то

$$\psi_i^j = \frac{\bar{\psi}_i^j}{\tilde{\psi}^j} \,,$$

ξ_i^l – елементи матриці $\widetilde{K}_N$. Можна також визначати ваги за формулою $\psi_i^j = (1-\lambda)\,\psi_i^{j-1} + \lambda\psi_i^j$, $0 < \lambda \leq 1$. Тоді прогноз точки $\hat{x}_{N+\tau}$ визначається таким чином:

$$\hat{x}_{N+\tau} = \sum_{i \in T} \psi_i^N \hat{x}_\tau^i\,(N)\,,$$

де $\tau > 0$, $T = \left\{ i \mid \psi_i^j > s \right\}$, s – поріг ефективності алгоритмів A_i. В якості алгоритмів пропонується обирати адаптивні моделі (2),(3).

Для того, щоб визначити прогноз знаку приросту динамічного ряду можна скористатися таким підходом: якщо $U^+ = \{ i \mid \hat{x}_1^i\,(j) > x_j \}$, а $U^- = \{ i \mid \hat{x}_1^i\,(j) < x_j \}$, визначають значення

$$\varphi_1 = \sum_{i \in T \bigcap U^+} \psi_i^j, \qquad \varphi_2 = \sum_{i \in T \bigcap U^-} \psi_i^j,$$

і якщо $\frac{\varphi_1}{\varphi_2} > \gamma$, де $\varphi_1 > \varphi_2$, $\gamma \geq 1$ – поріг, то приріст буде додатнім, тобто $x_{j+1} - x_j > 0$, якщо ж $\varphi_1 < \varphi_2$ і $\frac{\varphi_2}{\varphi_1} > \gamma$, то приріст буде від'ємним, $x_{j+1} - x_j < 0$. Компоненти $x_{j-c+1}^j, x_{j-c+2}^j, \ldots, x_j^j$ у векторах t_j можна замінити рядом приростів чи знаковим рядом (4).

Оцінка ефективності алгоритмів. Зрозуміло, що крім точності прогнозів, велике значення має і економічних ефект, що від них одержується. Можна скористатися наступним підходом для оцінки ефективності алгоритмів. Вважається, що якщо прогноз приросту Δx_k виявився правильним, то виграш рівний

$|x_{k+1} - x_k|$, якщо ж прогноз не справдився, то величина $|x_{k+1} - x_k|$ буде розміром збитку. Об'єм операцій в даному випадку рівний одиниці [4].

В ході проведених досліджень виявилось, що більший економічний ефект від операцій з валютою може бути отриманий, якщо використовувати змінний об'єм операцій. Зокрема можна користуватися р-критерієм (для дослідження обираються р останніх точок) або визначати точки безпосередньо з гіперкулі певного радіусу. Якщо k_1 – це кількість точок, для яких за i-вим алгоритмом прогноз знаку приросту виявився правильним, а k_2 – це кількість точок, для яких прогноз знаку приросту не справдився, то якщо $k_1 > k_2$, то об'єм операцій V визначається за формулою:

$$V = \left|\frac{1}{\beta_1} - 1\right|, \ \beta_1 = \frac{k_1}{k_2}, \tag{5}$$

якщо ж $k_1 < k_2$, то

$$V = \left|\frac{1}{\beta_2} - 1\right|, \ \beta_2 = \frac{k_2}{k_1}. \tag{6}$$

Тоді виграш і програш визначається за формулою $|x_{k+1} - x_k|\,V$.

Результати тестування алгоритмів на реальних даних.

Для проведення експерименту було обрано чотири динамічні ряди (курс євро до британського фунту EUR-GBP, EUR-USD, EUR-JPY, USD-RUR). Всі дані взяті з 1999 по 2009 рік - всього 3580 вимірювань. Було реалізовано описані вище алгоритми: адаптивна поліноміальна модель Брауна і Трігга-Ліча 0-го, 1-го і 2-го порядків (2),(3) (АПМ(Б), АПМ(Т-Л)), алгоритм Лукашина прогнозування знаку приросту ряду, що запропонований в роботі [4] (АЛ) та багаторівневий адаптивний алгоритм прогнозування (БААП).

В таблиці 1 представлені середні модулі помилок прогнозування по кожному алгоритму на один крок вперед ($\tau = 1$). Результати експериментів засвідчують перевагу алгоритму БААП для кожного динамічного ряду.

Таблиця 1.

Методи \ Курси валют	EUR-GBP	EUR-USD	EUR-JPY	USD-RUR
АПМ(Б),0	$3,7 \cdot 10^{-3}$	$8,4 \cdot 10^{-3}$	1,03	$8,8 \cdot 10^{-3}$
АПМ(Б),1	$2,9 \cdot 10^{-3}$	$6,3 \cdot 10^{-3}$	0,79	$7,2 \cdot 10^{-3}$
АПМ(Б),2	$2,8 \cdot 10^{-3}$	$6,2 \cdot 10^{-3}$	0,77	$7,1 \cdot 10^{-3}$
АПМ(Т-Л),0	$2,3 \cdot 10^{-3}$	$5,1 \cdot 10^{-3}$	0,66	$6,2 \cdot 10^{-3}$
АПМ(Т-Л),1	$2,7 \cdot 10^{-3}$	$6,1 \cdot 10^{-3}$	0,76	$7,5 \cdot 10^{-3}$
АПМ(Т-Л),2	$3,3 \cdot 10^{-3}$	$7,6 \cdot 10^{-3}$	0,94	$9,3 \cdot 10^{-3}$
В сер. для АПМ	$2,95 \cdot 10^{-3}$	$6,62 \cdot 10^{-3}$	0,83	$7,68 \cdot 10^{-3}$
БААП	$2,2 \cdot 10^{-3}$	$4,9 \cdot 10^{-3}$	0,62	$6,2 \cdot 10^{-3}$

Таблиця 2.

Відсотки правильних прогнозів знаків приростів

Методи \ Курси валют	EUR-GBP	EUR-USD	EUR-JPY	USD-RUR
АПМ(Б),0	48,85	48,92	50,23	48,26
АПМ(Б),1	49,69	48,23	49,79	46,64
АПМ(Б),2	49,55	49,07	49,85	47,01
АПМ(Т-Л),0	49,02	47,37	49,31	47,09
АПМ(Т-Л),1	50,37	48,32	48,52	47,55
АПМ(Т-Л),2	50,86	48,72	48,18	48,42
В сер. для АПМ	49,72	48,43	49,32	47,50
АЛ	50,87	**52,15**	51	48,69
БААП	**50,88**	51,23	**52,15**	**49,44**

З таблиці 2 видно, що БААП дає вищий відсоток правильних прогнозів, ніж АЛ в середньому на 0,25 відсотків, в той самий час АЛ переважає АПМ в середньому на 1,94 відсотка.

В таблицях нижче наведені виграші для євро за умови фіксованого об'єму $V = 1$ (таблиця 3) та за умови змінного об'єму (5),(6)(таблиця 4), при цьому величини β_1, β_2 визначаються за p-критерієм або використовуючи базу даних з історією ряду, шляхом побудови гіперкулі певного радіусу. Використання вказаних підходів для розрахунку об'єму торгів для АПМ дає позитивний результат для двох динамічних рядів, а для АЛ – для всіх рядів.

Таблиця 3.

Методи \ Курси валют	EUR GBP	EUR USD	EUR JPY
АПМ (в середньому)	0,17	-0,97	-27,91
АЛ	-0,02	-0,48	57,82
БААП	0,71	-1,34	127,66

Таблиця 4.

Методи \ Курси валют	EUR GBP	EUR USD	EUR JPY
АПМ (p-критерій)	0,06	-0,17	-19,80
АПМ (вибір точок з БД)	0,07	0,02	-5,59
АЛ (p-критерій)	0,46	0,88	149,74
БААП	0,01	-0,07	23,67

Висновки. Реалізовано багаторівневий адаптивний алгоритм прогнозування (БААП), який використовує в кожен момент часу результати роботи кращих шести алгоритмів. Для отримання інтегральної оцінки розглянутих алгоритмів будується база даних, в якій вказані історія динамічного ряду і результати прогнозування цих алгоритмів. Використовуючи методи класифікації і розпізнавання образів, в кожній точці динамічного ряду будується n-мірна куля деякого радіусу R, в якій знаходиться оптимальний розв'язок. Алгоритм БААП дозволяє, при прийнятті рішень виконання операцій на ринку, використовувати найсильніші сторони алгоритмів прогнозування, які формують його базовий набір, причому вага вкладу кожного алгоритму з базового набору буде залежати від ефективності їх роботи на попередніх кроках.

Пропонується використовувати розглянуті підходи для прогнозування знаків приростів та безпосередньо значень різних економічних показників. Наприклад, ціни на товари та послуги, курси валют.

Перевірка ефективності запропонованого алгоритму дала наступні результати:

1) з таблиці сумарних модулів помилок (табл. 1) видно, що запропонований алгоритм БААП показав мінімальні середні помилки по всім рядам в порівнянні з іншими алгоритмами;

2) за кількістю правильних прогнозів приростів отримано кращі результати більш ніж у 90 відсотків випадків;

3) приводяться результати, в яких вказана економічна ефективність розробленого та існуючих алгоритмів;

4) показано, що робота зі змінним об'ємом операцій дає більш високий виграш і менший програш.

1. *Берзлев О. Ю., Кондрук Н. Е., Ніколенко В. В.* Багаторівневі алгоритми прогнозування динамічних рядів// Праці IV-ї міжнародної школи-семінару „Теорія прийняття рішень“, Ужгород, УжНУ, 2008. – С. 15-16.
2. *Stevenson, William J.* Business Statistics: Concept and Application. 2^{nd} ed. New York: Harper And Row, 1985. – 637 p.
3. *Грегори Л. Моррис.* Японские свечи: метод анализа акций и фьючерсов, проверненый временем/ Пер. с англ. – М.: Альпина Паблишер, 2001. – 311 с.
4. *Лукашин Ю.П.* Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: Учеб. пособие. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 416 с.
5. *Стивен Б. Акелис.* Технический анализ от А до Я. – М.: Диаграмма, 1999. – 315 с.
6. *Зайченко Ю.П.* Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах: Учебное пособие для студентов высших учебных заведений. – К.: „Издательский Дом Слово “, 2008. – 344 с.
7. *Снитюк В.Є.* Прогнозування. Моделі. Методи. Алгоритми: Навчальний посібник. – К.: „Маклаут “, 2008. – 364 с.
8. *Поляновский Н. А., Подладчиков В. Н.* Прогнозирование валютных курсов на основе идентификации статистических параметров математической модели// Науковий вісник КУЕІТУ. Інформаційні технології та системи, обчислювальна техніка, автоматизація. Нові технології №1 (23), 2009, С. 122-126.
9. *Берзлев О. Ю.* Модифікація деяких алгоритмів прогнозування поведінки динамічних рядів// Праці XII–ї Всеукраїнської (VII–ї Міжнародної) Студентської Наукової Конференції з Прикладної Математики та Інформатики СНКПМІ–2009, Львів, ЛНУ ім. І. Франка, 2009. – С. 37-38.

Одержано 26.11.2009