УДК 330.46

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

МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ДЛЯ ПРИЙНЯТТЯ ЕФЕКТИВНИХ РІШЕНЬ У БАГАТОРІВНЕВИХ МОДЕЛЯХ

The article suggested the method of evaluation of the quality of decision making trading strategies which analyzes the profit potential of the strategies when compared with the standard. Adaptive polynomial models and combined models of selective and hybrid types allowed building an integrated multilevel model of time series forecasting.

У роботі пропонується метод оцінки якості торгових стратегій прийняття рішень, який аналізує потенціал прибутковості стратегій, порівнюючи їх з еталоном. Побудовано інтегративну багаторівневу модель прогнозування часових рядів, на основі адаптивних поліноміальних моделей та комбінованих моделей селективного та гібридного типів.

Вступ. Прийняття рішень в умовах невизначеності потребує не тільки вивчення зовнішнього середовища навколо проблемної ситуації, а й її прогнозування. Тобто виникає задача передбачення розвитку ситуації в майбутньому на основі попередніх даних (інформації). В залежності від особливостей різних факторів розрізняють такі види прогнозів:

1) економічний прогноз, який характеризує загальний розвиток економіки на певний період;

2) прогноз конкуренції, що відображає очікувану стратегію і тактику;

3) прогноз розвитку технологій (характеризує оцінку різних якісних нововведень за сукупністю параметрів, наприклад, ефективності, економічності, трудомісткості, енергоємності і т.д.);

4) соціальний прогноз (відображає ставлення людей до різних суспільних явищ).

Методи прогнозування можна умовно поділити на три групи: кількісні, якісні та неформальні. Кожна група має свої види. Наприклад, кількісні поділяються на аналіз часових рядів і причинно-наслідкове моделювання; якісні – експертних оцінок, очікуваних оцінок, „мозкової атаки“; неформальні – вербальної інформації, письмової інформації, промислового шпигунства. Далі будуть розглянуті підходи розрахунку прогнозу за допомогою часових рядів.

Прогнозування є однією з найбільш складних, але в той же час найбільш затребуваних задач сьогодення. Оцінка можливих шляхів розвитку процесів у майбутньому розглядається в найрізноманітніших галузях людської діяльності, таких як промислове виробництво, економіка, наука тощо. Прогнозування також широко застосовується на фондовому ринку, в банківській справі, страховому бізнесі, сфері електронної комерції, торгівлі і маркетингу. Прогнозування часто є незамінною складовою прийняття управлінських рішень і використовується з метою організації процесу управління як певних господарських суб’єктів, так і економіки в цілому.

З розвитком інформаційних технологій з'явилося багато модифікацій традиційних підходів, виникли концептуально нові, надійніші методи, які здатні більш ефективно обробляти вхідні набори даних, оцінювати і відбирати тільки ті методи, які найкраще підходять для аналізу часових рядів і прогнозування [1–3].

Для розв'язання задачі прогнозування виділяють декілька ключових етапів: аналіз структури та первинна обробка вхідного часового ряду, розробка методів прогнозування, реалізація прогнозу за допомогою моделей прогнозування, оцінка якості прогнозування. Якщо ряди, які розглядаються, є результатами вимірювань фінансових показників і метою дослідження є отримання прибутків від торгівлі на ринку, то виділяють ще один етап, а саме: побудова оптимальної торгової стратегії прийняття рішень (ТСПР). Оцінка якості торгових стратегій є невід'ємною складовою їх адаптації до ринкових умов, що впливає на прибутковість всієї системи. Розробка надійних ТСПР та оцінка їх якості може звести до мінімуму помилки, які виникають в управлінні капіталом. Дослідження вказаної проблеми є актуальним для теорії та практики.

Ціль роботи полягає в дослідженні універсального методу оцінки якості ТСПР, який аналізує потенціал прибутковості стратегій на конкретному часовому ряді.

Інтегрована багаторівнева модель прогнозування. Нехай $z(t)$ – часовий ряд. Якщо $t_i = t_0 + \Delta t$, $(0 \le i \le n)$, t_0 – початковий час, Δt – часовий інтервал, тоді часовий ряд можна записати у вигляді:

$$Z = (z_0, z_1, \ldots, z_n) = (z(t_0), z(t_1), \ldots, z(t_n)) . \tag{1}$$

Задача прогнозування полягає у побудові такої моделі M, яка для довільного s, $0 \le s$, визначала б прогнозне значення $\hat{z}_s$ в момент t_s, на основі множини даних $\{z_i \mid i < s\}$, і величина похибки прогнозу була б мінімальною.

Розглянемо задачу побудови множини прогнозів на основі різних моделей прогнозування, кожній з яких відповідають власні набори параметрів. Розв'язання даної задачі дає можливість сформувати множину прогнозів, які конкурують між собою, оцінити і відібрати ті моделі, прогнози яких найточніші [3].

Нехай задано k різних моделей прогнозування $\widehat{Z} = M_i(Z, \tau, \Omega_i)$, де Z – часовий ряд, τ – горизонт прогнозування, $i = 1, 2, \ldots, k$, $\Omega_i = \left(\omega_j^1, \omega_j^2, \ldots, \omega_j^{C_i}\right)$ – вектор, який визначає параметри i-ої моделі прогнозування, C_i – кількість параметрів i-ої моделі. Нехай моделі M_i, $i = 1, 2, \ldots, k$ включені до програмного набору моделей I_{PS} (ПН). На основі кожної моделі з ПН будуються прогнози в кожній точці вхідного часового ряду. Початкові параметри моделей задаються апріорно, виходячи зі структури часового ряду та характеристик кожної з моделей прогнозування, або адаптуються на експериментальному інтервалі ряду. Рекомендується включати до ПН адаптивні моделі, які коректують власні параметри у відповідності з похибками прогнозу на попередніх кроках. Варто зазначити, що процес адаптації може відбуватися в результаті аналізу як послідовних в часі, так і паралельних модифікацій адаптивних моделей.

З метою підвищення точності прогнозування за певним критерієм будується підмножина множини моделей, які включені до програмного набору, так званий, базовий набір (БН). До БН включаються лише ті моделі, які дають найточніші прогнози на досліджуваному інтервалі часового ряду. В роботі [4] пропонується формувати множину базового набору в кожній точці ряду на основі критерію (2) (назвемо його D критерій), який полягає в тому, що до набору включаються ті моделі, які задовольняють нерівність:

$$D_i(\tau) \leq m \cdot D_{min}(\tau), \tag{2}$$

де $D_i(\tau)$ – середні квадрати похибок прогнозу моделей M_i, $i = \overline{1,k}$, $D_{min}(\tau) = \min\limits_{i=\overline{1,k}} D_i(\tau)$, $m = const$.

Тоді множина базових моделей має вигляд:

$$I_{BS} = \left\{ M_i \in I_{PS} \mid D_i(\tau) \leq m \cdot D_{min}(\tau), i = \overline{1,k} \right\}.$$

Важливим моментом у застосуванні D критерію є пошук оптимального значення параметру m, який би забезпечував відбір деякого числа найточніших моделей з програмного набору. В результаті проведених експериментів на багатьох часових рядах було показано, що зі збільшенням кроку прогнозу τ потрібно збільшувати і параметр m, бо збільшуються похибки прогнозу. Крім того, було показано, що у випадку середньострокового прогнозування, похибки прогнозу моделей вищого рівня, які будувались на основі моделей з БН, формування якого здійснювалося за D критерієм з фіксованим значенням m ($m \in [1,2; 1,5]$, як пропонується в роботі [4]), менші, ніж похибки прогнозу ідентичних моделей, значення m в яких визначалося шляхом адаптації до динаміки часового ряду (деталі в табл.1).

На основі множини моделей I_{BS} будуються моделі вищого рівня, які аналізують конкурентні прогнози, які є результатом роботи моделей нижчого рівня.

Розглянемо структуру запропонованої інтегрованої багаторівневої моделі прогнозування. Нехай до ПН I_{PS} включаються адаптивні поліноміальні моделі Брауна та Трігга-Ліча 0-го, 1-го та 2-го порядків, $k = card(I_{PS}) = 6$. Сформуємо БН I_{BS} на основі D критерію, параметр m якого адаптується в кожній точці часового ряду. У якості моделей вищого рівня обираємо адаптивні комбіновані моделі селективного та гібридного типів (АКМ). Прогноз АКМ гібридного типу (АКГМ) розраховується як зважена сума прогнозів, які є результатом роботи моделей з ПН. Слід зазначити, що вагові коефіцієнти даної моделі мають адаптивний характер. Суть комбінованих моделей селективного типу (АКСМ) полягає у організації відбору найточнішої моделі з БН. Відбір реалізується на основі визначеного критерію селекції. В роботі [4] розглядається, так званий, B критерій селекції, який задається за формулою:

$$B_t = (1 - \alpha_B) B_{t-1} + \alpha_B e_\tau^2 (t - \tau), \tag{3}$$

де $0 < \alpha_B \leq 1$ – параметр згладжування, а $e_\tau(t - \tau)$ – похибка прогнозу, що виконується в момент $(t - \tau)$ на τ кроків вперед.

У статті пропонується R критерій відбору, суть якого полягає у введенні коефіцієнтів для кожної моделі з ПН. Значення коефіцієнтів збільшуються, якщо модель потрапляє до R найточніших на певному кроці, і зменшуються в протилежному випадку. Модель, коефіцієнт якої найбільший, обирається за основу для розрахунку прогнозу за АКМ. У якості критерію точності можна використати стандартну похибку.

Таким чином, адаптація відбувається на двох рівнях: за типом моделі та за параметрами комбінованої моделі. Оскільки розрахунок майбутніх значень часового ряду відбувається за кожною моделлю, що знаходиться в базовому наборі АКМ окремо, то адаптація відбувається і за параметрами поліноміальних моделей.

Для проведення експерименту було обрано ряд цін на срібло. Дані для експерименту обиралися за період з 2007 до 2010 року, всього 780 спостережень. У таблиці 1 наведено середні відносні похибки прогнозування цін на срібло у відсотках на τ кроків уперед за реалізованими моделями:

1) Середня похибка прогнозування для АПМ Брауна і Трігга-Ліча 0-го, 1-го, 2-го порядків (параметр згладжування у моделі Брауна $\alpha = 0,2$, параметр для розрахунку плинного контрольного сигналу в моделі Трігга-Ліча $\gamma = 0,3$);

2) Адаптивна комбінована модель селективного типу (АКСМ) за R критерієм ($R = 2$);

3) АКСМ за B критерієм (параметр згладжування у B критерії $\alpha_B = 0,6$), з автоматичним формуванням БН за D критерієм, параметр m якого фіксований ($m = 1,2$);

4) АКСМ за B критерієм з автоматичним формуванням БН за D критерієм, параметр m визначається з інтервалу, який оцінюється на експериментальній ділянці часового ряду, залежно від зміни кроку прогнозування τ;

5) АКСМ за B критерієм з автоматичним формуванням БН за D критерієм, з адаптивним параметром m;

6) Адаптивна комбінована модель гібридного типу з автоматичним формуванням базового набору.

Таблиця 1.

Середня відносна похибка прогнозування цін на срібло у відсотках

Моделі \ τ	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2,51	3,60	4,60	5,47	6,37	7,21	8,04	8,91	9,75	10,59
2	2,11	**2,86**	**3,25**	**3,59**	3,92	**4.06**	4,35	4,56	4,73	5,11
3	2,12	2,90	3,44	3,74	4,11	4,46	4,72	5,09	5,60	6,35
4	2,12	2,89	3,41	3,73	4,07	4,40	**4,34**	**4,53**	**4,59**	**4,85**
5	2,14	2,90	3,41	3,64	**3,80**	4,28	4,35	4,81	4,91	5,20
6	**1,93**	2,99	3,73	4,19	4,77	5,24	5,75	6,12	6,39	6,79

З таблиці 3 видно, що зі збільшенням кроку прогнозування τ, збільшується середня відносна похибка прогнозу. Для фіксованих $\tau = \overline{1,10}$ точнішими є такі моделі: АКГМ, АКСМ за R та B критеріями (3) з автоматичним формуванням БН моделей за D критерієм (2), при цьому параметр відбору m у D критерії адаптується або обирається з фіксованого інтервалу, який оцінюється на експериментальній ділянці часового ряду і залежить від горизонту прогнозування τ. Деякі результати з тестування розроблених моделей наводяться також тут [5, 6].

Оцінка якості торгових стратегій прийняття рішень. Нехай розглядається деяка торгова стратегія прийняття рішень (ТСПР), на основі якої певним чином визначаються точки часового ряду, призначені для виконання операцій купівлі та продажу. При виконанні відповідних операцій змінюється початкова сума активів з S^0(грошові запаси) на S^1. Тоді $S^1 = NS^0$ або

$$N = \frac{S^1}{S^0},$$

де N називається коефіцієнтом нагромадження. Вважається, що якщо $N > 1$, то активи збільшилися, якщо ж $N < 1$ – зменшилися. Якщо розглядається пара ТСПР A_1 і A_2 з коефіцієнтами нагромадження N_{A_1} і N_{A_2} відповідно, то їх можна порівняти за формулами:

$$\Phi\left(A_1, A_2\right) = \frac{N_{A_1}}{N_{A_2}} \text{ або } F\left(A_1, A_2\right) = \frac{N_{A_1}}{N_{A_2}} \cdot 100\%.$$

Для визначення абсолютної оцінки якості прийнятих рішень на фіксованому часовому ряді пропонується алгоритм еталонний оракул (ЕО), який полягає у визначенні коефіцієнта нагромадження активів N, шляхом виконання в кожній точці максимуму операцій продажу, а в точках мінімуму операцій купівлі найбільш ефективним чином. Якщо z_{k_i} – точка купівлі, а z_{m_i} – точка продажу для ряду (1), $k_i < m_i$, $i = 0, 1, \ldots, r$, а r – кількість точок купівлі та продажу, то

$$S^r = S^0\left(1 + \frac{z_{m_1} - z_{k_1}}{z_{k_1}}\right)\left(1 + \frac{z_{m_2} - z_{k_2}}{z_{k_2}}\right) \cdot \ldots \cdot \left(1 + \frac{z_{m_r} - z_{k_r}}{z_{k_r}}\right),$$

$$S^r = S^0 \frac{z_{m_1}}{z_{k_1}} \frac{z_{m_2}}{z_{k_2}} \cdot \ldots \cdot \frac{z_{m_r}}{z_{k_r}},$$

тоді коефіцієнт нагромадження ЕО визначається так:

$$N = \frac{z_{m_1} z_{m_2} \cdot \ldots \cdot z_{m_r}}{z_{k_1} z_{k_2} \cdot \ldots \cdot z_{k_r}}.$$

Розглянемо два підходи ЕО для визначення точок максимуму і мінімуму. Опишемо схему, за якою перший підхід, який називається Оракул-1, визначає оптимальні точки. Якщо $z_0 < z_1$, то z_0 – точка мінімуму, тобто $z_{k_1} = z_0$, якщо ж $z_0 > z_1$, то z_0 – точка максимуму і $z_{m_1} = z_0$. Далі, за умови що попередньою операцією в точці z_k була купівля, перевіряємо нерівності: $z_j < z_{j+1}$, $k < j$. Якщо знайдеться така точка z_j, що $z_j > z_{j+1}$, то z_j буде точкою максимуму і $z_{m_p} = z_j$. За умови, що попередньою операцією в точці z_k була операція продажу, перевіряємо нерівності: $z_j > z_{j+1}$, $m < j$. Якщо знайдеться така точка z_j, що $z_j < z_{j+1}$, то z_j буде точкою мінімуму і $z_{k_p} = z_j$, $p = 1, 2, \ldots, r$. Другий підхід, назвемо його Оракул-2, відрізняється від першого кількома зауваженнями. В Оракулі-2 точці максимуму z_m має передувати хоча б два послідовних додатних прирости показників ряду $\Delta z = z_j - z_{j-1} > 0$, $j = m, m-1$, після точки z_m

мають бути хоча б два послідовних від'ємних прирости $\Delta z = z_{j+1} - z_j < 0$, $j = m, m+1$. Подібні міркування стосуються точки мінімуму z_k. Їй має передувати хоча б два послідовних від'ємних прирости показників ряду $\Delta z = z_j - z_{j-1} < 0$, $j = m, m-1$, після точки z_k мають бути хоча б два послідовних додатних прирости $\Delta z = z_{j+1} - z_j > 0$, $j = m, m+1$.

Отже, якщо $T_1, T_2, \ldots, T_h$ – деякі ТСПР з точками купівлі $z^d_{k_1}, z^d_{k_2}, \ldots, z^d_{k_{l_d}}$ і точками продажу $z^d_{m_1}, z^d_{m_2}, \ldots, z^d_{m_{l_d}}$, де l_d – сумарна кількість точок купівлі та продажу d-ої ТСПР, $d = 1, 2, \ldots, h$, то

$$N_d = \frac{z^d_{m_1}, z^d_{m_2}, \cdot \ldots \cdot, z^d_{m_{l_d}}}{z^d_{k_1}, z^d_{k_2}, \cdot \ldots \cdot, z^d_{k_{l_d}}},$$

де N_d – коефіцієнт нагромадження d-ої ТСПР. Якщо N – коефіцієнт нагромадження Оракула-1 або Оракула-2, то ефективність d-ої ТСПР визначається за формулою:

$$\epsilon_d = \frac{N_d}{N} \cdot 100\% = \frac{z^d_{m_1}, z^d_{m_2}, \cdot \ldots \cdot, z^d_{m_{l_d}}}{z^d_{k_1}, z^d_{k_2}, \cdot \ldots \cdot, z^d_{k_{l_d}}} \cdot \frac{z_{k_1}, z_{k_2}, \cdot \ldots \cdot, z_{k_{l_d}}}{z_{m_1}, z_{m_2}, \cdot \ldots \cdot, z_{m_{l_d}}} \cdot 100\%.$$

Для проведення експерименту побудуємо наступну ТСПР. Після реалізації інтегрованої багаторівневої моделі прогнозування сформуємо множину $\tilde{I}_{BS}$, яка складається з базових моделей, а також з адаптивних комбінованих моделей гібридного та селективного типів. Нехай $\hat{z}^j_p(n)$ – прогноз, який розраховується в точці n на τ кроків уперед на основі моделей з множини $\tilde{I}_{BS}$, $p = \overline{1, \tau}$, $j = \overline{1, q}$, τ – горизонт прогнозування, $q = card\left(\hat{z}^j_p(n)\right)$. Для кожної моделі прогнозування ставимо у відповідність похибки:

$$E^p_j = \frac{1}{l} \sum_{i=n-l+1}^{n} \left(1 - \frac{\left|\hat{z}^j_p(i) - z_{i+p}\right|}{z_{i+p}}\right). \quad (4)$$

Оптимальним прогнозом $\hat{z}^*_p(n)$ для кожного фіксованого $p = \overline{1, \tau}$ називається прогноз, який реалізується тією моделлю з множини $\tilde{I}_{BS}$, яка максимізує вираз (4), $\min\limits_j E^p_j$, $j = \overline{1, q}$, l – кількість останніх прогнозів, які використовуються для розрахунку похибок за формулою (4), $l = const$. Розрахунок оптимальних прогнозів можна здійснювати й іншими способами, наприклад, використовуючи згортку прогнозів. Визначення похибок за формулою (4) можна проводити в кожній точці або періодично з деяким кроком.

Якщо трейдер знаходиться в довгій позиції, пропонується закривати поточну позицію в точці n тоді, коли для кожного $p = \overline{1, \tau}$ $z_n > \hat{z}^*_p(n)$. Якщо ж трейдер перебуває у короткій позиції, пропонується закривати позицію в точці n, якщо виконується нерівність $z_n < \hat{z}^*_p(n)$ для всіх $p = \overline{1, \tau}$.

У таблиці 2 наведено параметри тестування запропонованої ТСПР для різних значень τ на прикладі ряду цін на срібло: ВПО – відсоток прибуткових операцій, КО – кількість операцій, КН – коефіцієнт нагромадження.

З таблиці 2 видно, що максимальний коефіцієнт нагромадження отримується для $\tau = 7$ і становить $N^* = 4,59$. Для $\tau = 7$ відсоток прибуткових операцій

Таблиця 2.

Параметри тестування ТСПР на прикладі ряду цін на срібло

Параметри ТСПР \ τ	3	4	5	6	7	8	9	10
ВПО	51,52	61,26	67,42	69,12	73,21	72,22	74	72,73
КО	166	112	90	68	56	54	50	44
КН	1,99	2,29	2,91	4,24	4,59	4,46	4,55	4,35

ВПО $= 73,21\%$. Значення коефіцієнту нагромадження Оракула-1 $N^1 = 509,21$, Оракула-2 – $N^2 = 10,98$. Таким чином, ефективність запропонованої ТСПР відносно Оракула-1 $\epsilon^1 = \frac{N^*}{N^1} \cdot 100\% = 0,90\%$, а відносно Оракула-2 – $\epsilon^2 = \frac{N^*}{N^2} \cdot 100\% = 41,80\%$. Якщо розглядати середнє нагромадження на одну операцію (C^* – кількість операцій ТСПР, C^1 і C^2 – кількість операцій Оракула-1 і Оракула-2 відповідно), то ефективність ТСПР відносно Оракула-1 $\tilde{\epsilon}^1 = \frac{N^*}{C^*}\frac{C^1}{N^1} \cdot 100\% = 6,21\%$, відносно Оракула-2 – $\tilde{\epsilon}^2 = \frac{N^*}{C^*}\frac{C^2}{N^2} \cdot 100\% = 47,77\%$.

Проаналізуємо, як поводить себе ЕО на фільтрованих даних. У таблиці 3 показано значення коефіцієнтів нагромадження (КН) і кількість операцій (КО) Оракула-1 та Оракула-2 на фільтрованому ряді цін на срібло. Використовувалися фільтри: прості (ППС), експоненціальні (ЕПС) і лінійно-зважені (ЛЗПС) плинні середні з параметром згладжування ПЗ $= \overline{1,10}$. Проаналізувавши таблицю 3, можна зробити висновок, що зі збільшенням параметру згладжування, зменшується кількість нагромаджених активів за рахунок зменшення кількості операцій. Проте для Оракула-2 незначна фільтрація вхідного ряду (ПЗ $= 2$) навпаки спричиняє зростання кількості операцій в середньому в $1,6$ разів і зростання накопичених активів в середньому в $3,89$ разів в порівнянні з нефільтрованими даними.

Таблиця 3.

Результати реалізації ЕО на фільтрованих даних

ПЗ	ППС				ЕПС				ЛЗПС			
	Оракул-1		Оракул-2		Оракул-1		Оракул-2		Оракул-1		Оракул-2	
	КО	КН	КО	КН	КО	КН	КО	КН	КО	КН	КО	КН
1	386	509,2	64	11,0	386	509,2	64	11,0	386	509,2	64	11,0
2	234	114,7	118	57,6	258	100,6	88	26,6	252	137,2	104	44,0
3	192	57,5	92	23,2	208	49,7	84	21,8	210	72,2	94	23,4
4	162	33,0	72	13,2	192	31,9	78	14,9	186	46,5	88	24,8
5	134	24,0	84	19,0	170	21,9	82	12,4	162	30,9	82	16,4
6	114	18,5	74	11,6	158	17,1	78	12,8	138	24,4	84	13,7
7	112	14,6	68	12,1	146	14,1	78	11,1	128	19,8	86	15,6
8	116	12,2	48	8,0	140	12,1	78	7,9	126	15,5	86	14,8
9	90	10,6	52	6,8	132	10,6	72	8,4	122	14,2	76	12,7
10	92	9,6	48	6,8	124	9,4	70	9,1	100	12,5	66	11,5

Висновки. У роботі реалізовано і досліджено інтегровану багаторівневу модель прогнозування часових рядів на основі комбінованих моделей селективного та гібридного типів та адаптивних поліноміальних моделей. Запропоновано R критерій відбору для адаптивної комбінованої моделі селективного типу та модифікація D критерію побудови базового набору моделей з адаптацією параметра m. У роботі наводяться результати тестування інтегрованої багаторівневої моделі прогнозування на реальному часовому ряді. Показано, що ці підходи дозволяють будувати більш точні моделі прогнозування на короткий та середній термін, в порівнянні з комбінованими селективними моделями з іншими критеріями відбору та нульовим варіантом D критерію відповідно. У роботі також запропоновано торгову стратегію прийняття рішень, яка використовує результати роботи комплексу адаптивних моделей різних рівнів та типів. За допомогою даної стратегії можна підвищити ефективність управління капіталом і прийняття рішень під час торгівлі на ринку. Завдяки гнучкій системі відбору найрезультативніших моделей, розроблені методи прогнозування та прийняття рішень дозволяють включати до програмного набору нові розроблені моделі прогнозування. У роботі також запропоновано універсальний метод оцінки якості торгових стратегій. Досліджено динаміку втрати активів реалізованою торговою стратегією в порівнянні з еталоном на фільтрованих та нефільтрованих вхідних даних. В ході проведених досліджень виявлено, що навіть попри достатньо високу якість прогнозів, використання ТСПР, які засновані на традиційних підходах, ведуть до втрати активів у 50-100 разів більше, в порівнянні з еталоном.

1. *Снитюк В.Є.* Прогнозування. Моделі. Методи. Алгоритми: Навчальний посібник. – К.: „Маклаут “, 2008. – 364 с.
2. *Зайченко Ю.П.* Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах: Учебное пособие для студентов высших учебных заведений. – К.: „Издательский Дом Слово “, 2008. – 344 с.
3. *Берзлев О.Ю., Маляр М.М., Ніколенко В.В.* Багаторівневі адаптивні моделі у задачах передбачування // Наук. вісник Ужгород. ун-ту. Серія матем. і інформатика.– 2009.– Вип. 19. – С. 4-10.
4. *Лукашин Ю.П.* Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: Учеб. пособие. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 416 с.
5. *Берзлев О.Ю.* Багаторівневий адаптивний алгоритм прогнозування та аналіз сучасних комбінованих моделей передбачування поведінки динамічних рядів //Матеріали VII-ї Міжвузівської науково-практичної конференції „Математичні моделі в оподаткуванні, бізнесі та економіці“, Ірпінь, НУ ДПС України, 2009. – С. 69-72.
6. *Берзлев О.Ю., Маляр М.М., Ніколенко В.В.* Про ефективність багаторівневих алгоритмів прогнозування динамічних рядів // Праці V-ї міжнародної школи-семінару „Теорія прийняття рішень“, Ужгород, ДВНЗ „УжНУ“, 2010. – С. 17-19.

Одержано 15.03.2011