УДК 519.2

Кучанський Олександр Юрійович
Кандидат технічних наук, доцент кафедри інформаційних технологій, ORCID: 0000-0003-1277-8031
Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ
Ніколенко Володимир Володимирович
Кандидат фізико-математичних наук, доцент, доцент кафедри кібернетики і прикладної математики
Ужгородський національний університет, Ужгород

ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ МЕТОДОМ ЗІСТАВЛЕННЯ ЗІ ЗРАЗКОМ

Анотація *Розглянуто альтернативні формули для знаходження оцінок прогнозів за цим методом часових рядів, які є персистентними, проте близькі до випадкових. Дослідження на персистентність може бути проведене на основі фрактального R/S-аналізу часового ряду шляхом розрахунку показника Херста. В даному дослідженні введені поняття рівності, ε-еквівалентності та $\varepsilon\delta$-еквівалентності часових рядів. Наведені теоретичні викладки можуть бути використані для прогнозування булевих часових рядів та дискретних часових рядів, які приймають скінченні цілі значення з деякого заданого відрізку. Наведено формули для розрахунку довірчих інтервалів прогнозів для даних часових рядів.*

Ключові слова: дискретні часові ряди; моделі прогнозування; прогнозна оцінка; зіставлення зі зразком

Вступ

Проблема прогнозування часових рядів, які демонструють поведінку, близьку до випадкової, була і залишається актуальною математичною та економічною задачею. Моделювання таких часових рядів часто використовується в рамках систем підтримки прийняття рішень в економіці і фінансах, а також для управління складними системами. При цьому для прогнозування застосовують адаптивні комбіновані методи прогнозування [1 – 3], методи розпізнавання образів, інтелектуального аналізу часових рядів (кластеризація, індексація тощо) [4], нейромережні підходи [5], еволюційні підходи (генетичні алгоритми [6], програмування генетичних виразів [7; 8]), методи нечіткого аналізу та нечіткі технології [9] тощо. На основі цих методів розробляються інформаційні системи безпосередньо для прогнозування і системи для розв’язання задач, які пов’язані з прогнозуванням, наприклад прийняття управлінських рішень [10 – 12].

Зіставлення зі зразком можна вважати одним з найпростіших і в той же час ефективних підходів для роботи в умовах зашумленості вхідних даних, зокрема при прогнозуванні часових рядів, близьких до випадкових (наприклад, курсових пар). Під зразком можна вважати локально-невелику ділянку часового ряду, яка здебільшого локалізується перед точкою, в якій виконується прогноз. Ретроспекція за цим методом включає: вибір зразка, перегляд всієї історії часового ряду і зіставлення ділянок цієї історії з даним зразком, застосування відповідної формули для розрахунку оцінки прогнозу. У роботі [13] автором було наведено метод, який дозволяє розраховувати прогноз з невеликим періодом на основі індексації історії часового ряду. У роботах [14 – 16] описані методи прогнозування, які використовують в комплексі індексацію історії на основі відомих методів найближчого сусіда або K-найближчих сусідів, а також інших моделей прогнозування, зокрема модель авторегресії тощо.

Перед реалізацією прогнозу при виборі моделі прогнозування і відповідного методу необхідно встановити чи можуть бути застосовані дані моделі на вхідних часових рядах, чи будуть ці моделі адекватні механізму, що генерує елементи часового ряду. Цей етап може бути реалізований на основі фрактального аналізу часового ряду (метод нормованого розмаху або R/S-аналіз, детрендований флуктуаційний аналіз тощо) [17, 18]. Результатом застосування фрактального аналізу є показник Херста H, що визначає рівень персистентності, випадковості або антиперсистентності часового ряду [19]. У випадку застосування R/S-аналізу необхідно також розрахувати значимість отриманого показника для вхідного часового ряду, наприклад за формулою Еніса-Ллойда [20]. Якщо в результаті отримуємо, що часовий ряд антиперсистентний, то це означає, що якщо попередній приріст додатній, то наступний приріст скоріше за все буде від’ємний, тобто часовий ряд реверсує частіше, ніж випадковий. Якщо часовий ряд персистентний або трендостійкий, то в цьому випадку можна використати класичні трендові моделі прогнозування, наприклад моделі плинної середньої. В даній роботі запропоновано метод, який дозволяє виконувати прогноз часових рядів, які є персистентними, проте близькими до випадкових.

Мета статті

Метою дослідження є побудова альтернативних формул для знаходження оцінок прогнозів у методі співставлення зі зразком, що дозволяють, навіть при роботі з часовими рядами, які близькі до випадкових, отримати розширений перелік прогнозних оцінок і побудувати відповідні довірчі інтервали прогнозів.

Метод прогнозування часових рядів на основі співставлення зі зразком

Введемо поняття рівності, ε-еквівалентності та $\varepsilon\delta$-еквівалентності часових рядів. Два часові ряди $A=\{a_1,a_2,\dots,a_n\}$ та $B=\{b_1,b_2,\dots,b_n\}$ називаються рівними, якщо для $\forall\ i=\overline{1,n}$ $a_i=b_i$. Часові ряди A та B називаються ε-еквівалентними, якщо модуль різниці їх елементів не перевищує деякого наперед заданого значення ε, тобто для $\forall\ i=\overline{1,n}$, $|a_i-b_i|\le\varepsilon$. Часові ряди A та B називаються $\varepsilon\delta$-еквівалентними, якщо не більше як в $\delta<n$ точках виконується умова $|a_i-b_i|>\varepsilon$, а у всіх інших точках – $|a_i-b_i|\le\varepsilon$ при $i\in\{1,2,\dots,n\}$.

Нехай задано дискретний булевий часовий ряд $X=\{\chi_i\}_{i=1}^n$, який будемо розглядати як скінчену послідовність дійсних чисел $\chi_i\in\{0,1\}$, $i=\overline{1,n}$. Тоді (N,m)-історіями часового ряду $\{\chi_i\}_{i=1}^n$ будемо вважати сім'ю підпослідовностей послідовності X, які будуються починаючи з номеру N і мають фіксовану довжину (кількість елементів), яка рівна m, тобто:

$$\chi_{(m)}^N=\{\chi_N,\chi_{N+1},\dots,\chi_{N+m-1}\}=\{\chi_{N+j}\}_{j=0}^{m-1},$$

при $N=\overline{1,n-m+1}$.

$(n-m+1,m)$-історією даного часового ряду будемо називати опорну історію

$$\chi_{(m)}^{n-m+1}=\{\chi_{n-m+1},\chi_{n-m+2},\dots,\chi_n\}=\{\chi_j\}_{j=n-m+1}^n.$$

Всі інші історії будемо називати неопорними:

$$\chi_{(m)}^N=\{\chi_N,\chi_{N+1},\dots,\chi_{N+m-1}\}=\{\chi_{N+j}\}_{j=0}^{m-1},\ N=\overline{1,n-m}.$$

Задача полягає в тому, щоб розрахувати оцінку прогнозу даного булевого часового ряду X на одну точку вперед, тобто знайти оцінку $\hat{\chi}_{n+1}$. Символічно це можна записати так: $\chi_1,\chi_2,\dots,\chi_n\mapsto\hat{\chi}_{n+1}$.

Позначимо через η_m^0 кількість таких історій $\chi_{(m)}^N$, які рівні опорній історії $\chi_{(m)}^{n-m+1}$ і $\chi_{m+N}=0$, при $m=\overline{1,n-1}$, $N=\overline{1,n-m}$. Аналогічно, через η_m^1 позначимо кількість таких випадків, коли $\chi_{m+N}=1$ і історії $\chi_{(m)}^{n-m+1}$ та $\chi_{(m)}^N$ – рівні, при $m=\overline{1,n-1}$, $N=\overline{1,n-m}$. Значення m змінюється до $n-1$, бо якщо $n=m$, то вся історія часового ряду буде представлятися єдиною опорною історією.

Позначимо також через $Q(\hat{\chi}_{n+1}=\beta)$ оцінку того, що $\hat{\chi}_{n+1}=\beta$, при $\beta\in\{0,1\}$. Тоді прогноз $\hat{\chi}_{n+1}=1$, якщо $Q(\hat{\chi}_{n+1}=1)>Q(\hat{\chi}_{n+1}=0)$ і, навпаки, можна оцінити прогноз булевого часового ряду як $\hat{\chi}_{n+1}=0$ у випадку, коли $Q(\hat{\chi}_{n+1}=1)<Q(\hat{\chi}_{n+1}=0)$. Розглянемо деякі формули знаходження оцінок:

$$Q(\hat{\chi}_{n+1}=\beta)=\frac{\eta_m^\beta}{\eta_m^0+\eta_m^1},\ m=\overline{1,n-1}, \tag{1}$$

$$Q(\hat{\chi}_{n+1}=\beta)=\frac{\sum_{m=1}^{n-1}\eta_m^\beta}{\sum_{m=1}^{n-1}\left(\eta_m^0+\eta_m^1\right)}, \tag{2}$$

$$Q(\hat{\chi}_{n+1}=\beta)=\frac{\sum_{m=1}^{n-1}m\eta_m^\beta}{\sum_{m=1}^{n-1}m\left(\eta_m^0+\eta_m^1\right)}, \tag{3}$$

$$Q(\hat{\chi}_{n+1}=\beta)=\prod_{m=1}^{n-1}\frac{\eta_m^\beta}{\eta_m^0+\eta_m^1}. \tag{4}$$

Для знаходження прогнозної оцінки $\hat{\chi}_{n+2}$ для булевого часового ряду X, можна скористатися описаним методом, причому останнім елементом опорної підпослідовності буде отримана попередньо оцінка $\hat{\chi}_{n+1}$. Символічно це можна записати так: $\chi_2,\chi_3,\dots,\chi_n,\hat{\chi}_{n+1}\mapsto\hat{\chi}_{n+2}$. Аналогічно цей принцип можна поширити і для знаходження прогнозної оцінки $\hat{\chi}_{n+3}$, тобто $\chi_3,\chi_4,\dots,\chi_n,\hat{\chi}_{n+1},\hat{\chi}_{n+2}\mapsto\hat{\chi}_{n+3}$ і т.д.

Описаний метод також може бути використаний для прогнозування дискретних часових рядів, які можуть приймати цілі значення з деякого відрізку $[0,r]$. Нехай задано дискретний часовий ряд $Y=\{y_i\}_{i=1}^n$ як скінчена послідовність дійсних чисел $y_i\in\{0,1,\dots,r\}$, $i=\overline{1,n}$. Необхідно розрахувати оцінку прогнозу даного часового ряду з одиничним періодом, тобто знайти $\hat{y}_{n+1}$, $y_1,y_2,\dots,y_n\mapsto\hat{y}_{n+1}$.

Позначимо через $y_{(m)}^{n-m+1} = \left\{ y_j \right\}_{j=n-m+1}^{n}$ опорну історію, а через $y_{(m)}^{N} = \left\{ y_{N+j} \right\}_{j=0}^{m-1}$, $N = \overline{1, n-m}$ – неопорну історію часового ряду Y. Через η_m^k позначимо кількість таких історій $y_{(m)}^{N}$, які рівні опорній історії $y_{(m)}^{n-m+1}$ і $y_{m+N} = k$, $m = \overline{1, n-1}$, $N = \overline{1, n-m}$, $k = \overline{0, r}$. Тоді можна визначити формули і для прогнозування часового ряду Y:

$$Q\left(\hat{y}_{n+1} = k\right) = \frac{\eta_m^{\beta}}{\sum_{k=0}^{r} \eta_m^k}, \; m = \overline{1, n-1}, \tag{5}$$

$$Q\left(\hat{y}_{n+1} = k\right) = \frac{\sum_{m=1}^{n-1} \eta_m^{\beta}}{\sum_{k=0}^{r} \sum_{m=1}^{n-1} \eta_m^k}, \tag{6}$$

$$Q\left(\hat{y}_{n+1} = k\right) = \prod_{m=1}^{n-1} \frac{\eta_m^{\beta}}{\sum_{k=0}^{r} \eta_m^k}, \tag{7}$$

де $Q\left(\hat{y}_{n+1} = k\right)$ – оцінка того, що $\hat{y}_{n+1} = k$, при $k \in \left\{0, 1, \ldots, r\right\}$. Тоді прогноз розраховується за формулою:

$$\hat{y}_{n+1} = \arg\max_{k \in \{0,1,\ldots,r\}} Q\left(\hat{y}_{n+1} = k\right). \tag{8}$$

Формули (5–7) будуть мати місце і у випадку, коли значення η_m^k для часового ряду Y визначаються не за рівністю деякої кількості історій $y_{(m)}^{N}$ опорній історії $y_{(m)}^{n-m+1}$, а на основі порівняння історій за деякою мірою близькості (наприклад, за відстанню Евкліда) або використовуючи ознаку ε-еквівалентності та $\varepsilon\delta$-еквівалентності часових рядів. Розглянемо детальніше ці випадки і виведемо формули для розрахунку оцінок прогнозів для часового ряду Y.

Отже, якщо вважати, що η_m^k представляє собою кількість таких історій $y_{(m)}^{N}$, відстань Евкліда d до яких від опорної історії $y_{(m)}^{n-m+1}$ не перевищує деякого фіксованого, заданого наперед значення λ, $d\left(y_{(m)}^{N}, y_{(m)}^{n-m+1}\right) \le \lambda$ і $y_{m+N} = k$, при $m = \overline{1, n-1}$, $N = \overline{1, n-m}$, $k = \overline{0, r}$, то прогноз часового ряду Y може бути також розрахований за формулою (8). Крім того, можна встановити довірчий інтервал прогнозу з урахуванням значення λ, тобто якщо $v = \arg\max_{k \in \{0,1,\ldots,r\}} Q\left(\hat{y}_{n+1} = k\right)$, то $\hat{y}_{n+1} = \left[v - \lambda, v + \lambda\right]$. Відстань Евкліда для цього випадку буде розраховуватись за формулою:

$$d\left(y_{(m)}^{N}, y_{(m)}^{n-m+1}\right) = \sqrt{\sum_{j=0}^{m-1} \left(y_{n-m+1+j} - y_{N+j}\right)^2}.$$

Окрім подібності, можна використати ε-еквівалентність. В такому разі, η_m^k представлятиме собою кількість таких історій $y_{(m)}^{N}$, які ε-еквівалентні до історії $y_{(m)}^{n-m+1}$, тобто для $\forall$ $j = \overline{0, m-1}$ будуть виконуватися умови $\left|y_{n-m+1+j} - y_{N+j}\right| \le \varepsilon$ і $y_{m+N} = k$, при $m = \overline{1, n-1}$, $N = \overline{1, n-m}$, $k = \overline{0, r}$. Довірчий інтервал прогнозу за аналогією з попередніми викладками, розраховуватиметься за формулою $\hat{y}_{n+1} = \left[v - \varepsilon, v + \varepsilon\right]$. Цією ж формулою можна скористатися і у випадку визначення η_m^k через кількість $\varepsilon\delta$-еквівалентних історій $y_{(m)}^{n-m+1}$ і $y_{(m)}^{N}$, $N = \overline{1, n-m}$. В цьому випадку умова $\varepsilon\delta$-еквівалентності задовільняється, якщо не більше як в $\delta < m$ точках буде виконуватися умова $\left|y_{n-m+1+j} - y_{N+j}\right| > \varepsilon$, а у всіх інших точках – $\left|y_{n-m+1+j} - y_{N+j}\right| \le \varepsilon$ при $j \in \left\{0, 1, \ldots, m-1\right\}$.

Висновки

В статті наведені короткі викладки теоретичного характеру стосовно методу співставлення зі зразком і формул для розрахунку оцінок прогнозів в даному методі.

Наведені формули (1-8) дають можливість значно розширити набір оцінок прогнозів для персистентних дискретних часових рядів без пропусків, які є близькими до випадкових за деяким критерієм, наприклад на основі оцінювання значення показника Херста для даних часових рядів. Запропоновані формули дають можливість розраховувати довірчі інтервали прогнозів для булевих часових рядів та часових рядів, які приймають скінчені цілі значення з деякого відрізку. Отримані результати можуть бути безпосередньо використані для прогнозування знаків приростів часових рядів курсових пар, побудови для них довірчих інтервалів прогнозів. Також опосередковано дані результати можуть застосовуватися для підвищення ефективності прийняття управлінських рішень та управління ризиком у страховому бізнесі, у передінвестиційному аналізі в економіці, фінансах, будівництві тощо.

Список літератури

1. Берзлев (Кучанский) А.Ю. Разработка комбинированных моделей прогнозирования с кластеризацией временных рядов по методу ближайшего соседа [Текст] / А.Ю. Берзлев // Автоматизированные системы управления и приборы автоматики: сб. науч. трудов. – Харьков: ХНУРЭ, 2012. – Вып. 161. – С. 51-59.

2. Берзлев (Кучанський) О.Ю. Метод прогнозування знаків приростів часових рядів [Текст] / О.Ю. Берзлев // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. – Харків, 2013. – Вип. 2/4, ном. 62. – С. 8-11.

3. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов [Текст]: Учеб. пособие / Ю.П. Лукашин. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 416 с.

4. Vercellis, C. Business intelligence: data mining and optimization for decision making [Текст] / C. Vercellis. – Cornwall: John Wiley & Sons Ltd. Publication, 2009. – 417 p.

5. Azoff, M. E. Neural Network Time Series Forecasting of Financial Markets [Текст] / M. E. Azoff. – John Wiley and Sons, 1994. – 212 p.

6. Снитюк В.Є. Прогнозування. Моделі. Методи. Алгоритми [Текст]: Навчальний посібник / В. Снитюк. – К.: «Маклаут», 2008. – 364 с.

7. Ferreira C. Gene Expression Programming. A new adaptive Algorithm for solving Problems [Текст] / C. Fereira // Complex Systems. – 2001. – Vol. 13, No. 2. – pp 87–129.

8. Barbulescu A. Time Series Modeling Using an Adaptive Gene Expression Programming Algorithm [Текст] / A. Barbulesku, E. Bautu // International Journal of Mathematics and Computation. – 2009. – Vol. 3, Issue 2. – P. 85–93.

9. Матвійчук А.В. Моделювання економічних процесів із застосуванням методів нечіткої логіки [Текст] / А.В. Матвійчук. – К.: КНЕУ, 2007. – 264 с.

10. Berzlev (Kuchansky) A. Information system of forecasting based on combined models with time series clustering [Текст] / A. Berzlev // International Journal «Information Models and Analysis». – ITHEA, 2014. – Vol. 3, Num. 1. P. 16-23.

11. Берзлев (Кучанський) О.Ю. Інформаційна система для прогнозування і прийняття рішень у фінансовій сфері [Текст] / О.Ю. Берзлев, А.О. Білощицький // Управління розвитком складних систем. – Київ, 2014. – Вип. 18. – С. 106-111.

12. Берзлев (Кучанський) О.Ю. Сучасний стан інформаційних систем прогнозування часових рядів [Текст] / О.Ю. Берзлев // Управління розвитком складних систем: зб. наук. праць. – Київ, 2013. – Вип. 13. – С. 78-82.

13. Singh S. Pattern Modeling in Time-Series Forecasting [Текст] / S. Singh // Cybernetics and Systems. An International Journal. – 2000. – Vol. 31, no. 1. – P. 49–65.

14. Perlin M.S. Nearest neighbor method [Текст] / M.S. Perlin // Revista Eletrônica de Administração. – 2007. – Vol. 13, No. 2. – 15 p.

15. Fernández-Rodríguez F. Nearest-Neighbour Predictions in Foreign Exchange Markets [Текст] / F. Fernández-Rodríguez, S. Sosvilla-Rivero, J. Andrada-Félix // Fundacion de Estudios de Economia Aplicada. – 2002. – no.5. – 36 p.

16. Chang C.L.E. Clustering for approximate similarity search in high-dimensional spaces [Текст] / C.L.E. Chang, H. Garcia-Molina, G. Wiederhold // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. – 2002. – Vol. 14, no.4. – P. 792–808.

17. Peters E. E. Fractal market analysis: applying chaos theory to investment and economics [Текст] / E. Peters. – John Wiley & Sons Inc, 1994. – 336 p.

18. Берзлев (Кучанський) О.Ю. Методика передпрогнозного фрактального аналізу часових рядів [Текст] / О.Ю. Берзлев // Управління розвитком складних систем. – Київ, 2013. – Вип. 16. – С. 76-81.

19. Hurst H.E. Long-term storage capacity of reservoirs [Текст] / H. Hurst // Transactions of the American Society of Civil Engineers. – 1951. – Vol. 116. – P. 770–799.

20. Anis A. The expected value of the adjusted rescaled Hurst Range of independent normal summands [Текст] / A. Anis, E. Lloyd // Biometrika. – 1976. – Vol. 63. – P. 111–116.

Стаття надійшла до редколегії 20.03.2015

Рецензент: д-р техн. наук, проф. А.О. Білощицький, Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ.

Кучанский Александр Юрьевич

Кандидат технических наук, доцент кафедры информационных технологий, *ORCID: 0000-0003-1277-8031*

Киевский национальный университет строительства и архитектуры, Киев

Николенко Владимир Владимирович

Кандидат физико-математических наук, доцент, доцент кафедры кибернетики и прикладной математики

Ужгородский национальный университет, Ужгород

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ МЕТОДОМ СОПОСТАВЛЕНИЯ С ОБРАЗЦОМ

Аннотация. *Рассмотрены альтернативные формулы для расчета оценок прогнозов по этому методу для персистентных, но близким к случайным, временных рядов. Исследование на персистентность может быть проведено на базе фрактального R/S-анализа временного ряда методом расчета показателя Херста. В этом исследовании введены понятия равенства, ε -эквивалентности и $\varepsilon\delta$ -эквивалентности временных рядов. Теоретические обоснования могут быть использованы для прогнозирования булевых временных рядов и дискретных временных рядов, которые принимают конечные целые значения с фиксированного отрезка. Приведены формулы для расчета доверительных интервалов прогнозов для данных временных рядов.*

Ключевые слова: дискретные временные ряды; модели прогнозирования; прогнозная оценка; сопоставление с образцом

Kuchansky Alexander
Candidate of Technical Sciences, Docent of Information Technology Deprtment, *ORCID: 0000-0003-1277-8031*
Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv
Nikolenko Volodymyr
Candidate of Science (Physics and Mathematics), Docent of Cybernetics and Applied Mathematics Department
Uzhgorod National University, Uzhgorod

PATTERN MATCHING METHOD FOR TIME-SERIES FORECASTING

Abstract. *The problem of discrete time series prediction often occurs in the management of complex systems and projects, and decision-making in the economy and finance, particularly in the pre-investment analysis, risk management etc. In the case when these time series are close to random is difficult to calculate forecast estimates based on classical models and econometric methods. So problem is to build new forecasting methods and modifications of known techniques that are designed to work with such time series. One method, which is used in such circumstances is the pattern matching method. In this study considered alternative formulas for estimates forecasts of time series (which is persistent but close to random) according to this method. Research on persystentnist can be made based on fractal R / S-analysis of time series by calculating the index Hurst. In this study introduced the notions of equality, ε -equivalence and $\varepsilon\delta$ - equivalence of time series. These theoretical calculations can be used to forecast boolean and discrete time series. The formula to calculate confidence intervals for forecasts data time series is given.*

Keywords: discrete time series; forecasting models; forecast estimates; pattern mathing

References

1. *Berzlev (Kuchansky), A. (2012). Development of combined forecasting models from time series clustering method for nearest neighbor. Management Information System and Devices,161, P. 51–59.*
2. *Berzlev (Kuchansky), A. (2013). A method of increments sings forecasting of time series. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 2/4, 62. P. 8–11.*
3. *Lukashin, Yu. P. (2003). Adaptive methods of near-term time series forecasting. Moscow: Finanse and Statistics. 416 p.*
4. *Vercellis, C. (2009). Business intelligence: data mining and optimization for decision making. John Wiley & Sons, Ltd., Publication, 417 p.*
5. *Azoff, M.E.(1994). Neural Network Time Series Forecasting of Financial Markets. John Wiley & Sons, Ltd., Publication, 212 p.*
6. *Snytyuk, V.E. (2008). Forecasting. Models. Methods. Algorithms. Kyiv: Maklaut, 364 p.*
7. *Ferreira, C. (2001). Gene expression programming. A new adaptive algorithm for solving problems. Complex Systems, 13(2), P. 87–129.*
8. *Barbulescu, A., & Bautu, E. (2009). Time series modeling using an adaptive gene expression programming algorithm. International Journal of Mathematics and Computation, 3(2), P. 85–93.*
9. *Matviychuk, A.V. Economic processes modeling using fuzzy logic methods, Kyiv: KNEU, 264 p.*
10. *Berzlev (Kuchansky), A. (2014). Information system of forecasting based on combined models with time series clustering. International Journal «Information Models and Analysis», ITHEA, 3(1), P. 16-23.*
11. *Berzlev (Kuchansky), A.Yu, & Biloshchytskyy A.O. (2014). Forecasting information system for financial decision making, 18, P. 106-111.*
12. *Berzlev (Kuchansky), A. (2013). The current state of information systems of time series forecasting. Management of development of difficult systems, 13, P. 78-82.*

13. Singh, S. (2000). Pattern modeling in time-series forecasting. Cybernetics and Systems. An International Journal, 31(1), P. 49-65.

14. Perlin, M.S. (2007). Nearest neighbor method. Revista Eletrônica de Administração, 13(2), 15 p.

15. Fernández-Rodríguez, F., Sosvilla-Rivero, S., & Andrada-Félix, J. (2002). Nearest-neighbour predictions in foreign exchange markets. Fundacion de Estudios de Economia Aplicada, 5, 36 p.

16. Chang, C.L.E., Garcia-Molina, H., & Wiederhold, G. (2002). Clustering for approximate similarity search in high-dimensional spaces, IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 14 (4), P. 792-808.

17. Peters, E. E. (1994). Fractal market analysis: applying chaos theory to investment and economics. John Wiley & Sons Inc, 336 p.

18. Berzlev (Kuchansky), A. (2013). Methods of pre-forecasting fractal time series analysis. Management of development of difficult systems, 16, P. 76-81.

19. Hurst, H.E. (1951). Long-term storage capacity of reservoirs. Transactions of the American Society of Civil Engineers, 116, P. 770–799.

20. Anis, A., & Lloyd, E. (1976). The expected value of the adjusted rescaled Hurst Range of independent normal summands. Biometrika, 63, P. 111–116.

Посилання на публікацію

APA *Kuchansky, Alexander, & Nikolenko, Volodymyr (2015). Pattern matching method for time-series forecasting. Management of Development of Complex Systems, 22 (1), 101-106.*

ГОСТ *Кучанський, О. Ю. Прогнозування часових рядів методом співставлення зі зразком [Текст] / О.Ю. Кучанський, В.В. Ніколенко // Управління розвитком складних систем. – 2015. - № 22 (1). – С. 101-106.*