**УДК 004.942; 519.711.3; 519.673**

# ДОСЛІДЖЕННЯ МОЖЛИВОСТЕЙ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ МЕРЕЖНОГО ТРАФІКА В ЗАДАЧІ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ НАЛЕЖНОЇ ЯКОСТІ ОБСЛУГОВУВАННЯ

***Сєрік М.Ю., маг., Славко О.Г., асп.,Гученко М.І., д.т.н., доц., Іванова М.М., ас.***
***Кременчуцький державний політехнічний університет імені МихайлаОстроградського***
*39614 м. Кременчук, Полтавська обл. вул. Першотравнева, 20*
*E-mail: mig@link.poltava.ua*

Рассмотрена проблема обеспечения качества обслуживания сетевого траффика в компьютерной сети. Исследованы возможности существующих методов прогнозирования характеристик сетевого траффика для поддержки надлежащего уровня качества обслуживания.

**Ключевые слова:** сетевой траффик, прогнозирование, поддержка QoS, ARIMA-модели.

The problem of quality of service provisioning for computer network traffic is examined. Possibilities of some methods of network traffic forecasting for supporting of necessary level of quality of service are analyzed.

**Key words:** network traffic, forecasting, QoS, ARIMA-models.

**Вступ.** Однією з основних функцій сучасного комп’ютера стала обробка та передача файлів мультимедіа, для роботи з якими потрібна висока пропускна здатність мережі та надання їм більшого пріоритету порівняно з іншими додатками [1]. Для розпізнавання пакетів, що пред’являють різні вимоги до продуктивності мережі, використовується механізм якості обслуговування – Quality of Service (QoS). Дія QoS заснована на розподілі потоків за категоріями та наданні кожному з них різних пріоритетів, завдяки чому трафік із високим пріоритетом отримує необхідні мережні ресурси, навіть за рахунок потреб менш важливого трафіку. Отже, проблема забезпечення та підтримки належного рівня QoS для різнопріоритетного трафіка є практично важливою в сучасних умовах.

**Аналіз попередніх досліджень.** Для забезпечення QoS використовують організацію пріоритетних черг в маршрутизаторах, спеціальний протокол RSVP, можливості ATM-мереж. В умовах невизначеності середовища мережі та самого трафіка для підтримки QoS застосовують адаптацію комп’ютерних мереж до змінних характеристик трафіку [2]. Для ефективної адаптації необхідно прогнозувати можливі об’єми пакетних даних у каналах зв’язку. Розробка та застосування досконалих методів прогнозування дозволяє ефективніше використовувати мережні ресурси і забезпечувати належний сервіс та якість обслуговування мережним додаткам. При цьому виникає проблема забезпечення водночас високої точності прогнозу та мінімальних затрат часу на обчислення. Отже, існує проблема вибору оптимального методу прогнозування мережного трафіка в умовах невизначеності мережі та трафіку.

**Мета роботи.** Дослідження рівня точності та швидкодії існуючих методів прогнозування мережного трафіка в задачі забезпечення QoS.

**Матеріал і результати дослідження.** Об’єктом дослідження є мережний трафік. Предметом дослідження є методи прогнозування характеристик трафіка для підтримки QoS. Як метод дослідження обрано імітаційне моделювання та проведення фізичного експерименту.

Задачами дослідження є:

1) створення імітаційної моделі мережі, проведення імітаційного моделювання функціонування мережі під час передачі даних із використанням контролерів і за їх відсутності, моделювання динаміки черги з метою отримання характеристик вихідного трафіка: час надходження пакетів, кількість переданих даних, інтенсивність завантаження буфера, ймовірність відкидання пакетів для уникнення перевантаження;

2) створення експериментальної мережі Ethernet зі швидкістю передачі даних 10 Мбіт/с, яка б дозволила дослідити механізм передачі інформації, та проведення фізичного експерименту з метою отримання реальних експериментальних даних щодо характеристик мережного трафіка, на основі яких буде здійснено прогнозування;

3) обчислювальна реалізація методів прогнозування, їх застосування в задачі прогнозування мережного трафіка, порівняння точності та якості прогнозів, вибір оптимального методу прогнозування.

В середовищі пакету MathConnex було проведено імітаційне моделювання функціонування динамічної системи. У результаті моделювання було отримано характеристики вихідного трафіка в контрольованому та неконтрольованому режимах роботи мережі.

Для прогнозування мережного трафіка використовують методи часових рядів (ARIMA, ковзне середнє і автокореляції, експоненціальне згладжування, сезонна декомпозиція), екстраполяцію, нейронні мережі тощо.

В даній роботі було докладно розглянуто та реалізовано в середовищі пакету MathCAD наступні методи прогнозування [3]:

1) модель авторегресійного процесу (AR):

$$j(B)\tilde{z}_t = e_t, \tag{1}$$

де $z_t$ – значення часового ряду, $\tilde{z}_t$ – відхилення від $m$ ($\tilde{z}_t = z_t - m$), $f(B) = 1 - f_1 B - f_2 B^2 - \ldots - f_p B^p$ – оператор авторегресії, $\varepsilon_t$ – шум.

Для знаходження наступного значення часового ряду використовують $p$ його попередніх значень і реалізації білого шуму в кожний момент часу. Для розв'язання практичних задач достатньо $p$=0,1,2.

2) модель процесу ковзного середнього (MA):

$$\tilde{z}_t = q(B) e_t, \quad (2)$$

де $q(B) = 1 - q_1 B - q_2 B^2 - \ldots - q_q B^q$ – оператор ковзного середнього.

Для знаходження наступного значення часового ряду використовують реалізації білого шуму в кожний момент часу та лінійні комбінації $q$ попередніх реалізацій білого шуму. Для розв'язання практичних задач достатньо $q$=0,1,2.

3) змішана модель авторегресії – ковзного середнього (ARMA):

$$j(B)\tilde{z}_t = q(B) e_t, \quad (3)$$

4) модель процесу авторегресії – проінтегрованого ковзного середнього (ARIMA), що використовується для нестаціонарних процесів, так як нестаціонарні процеси перетворюються в стаціонарні шляхом переходу від вихідного ряду до його різниць порядку d (на практиці d=0,1,2):

$$w_t = (1 - B^d) z_t = \nabla^d z_t, \quad (4).$$

Оскільки $z_t = \nabla^{-d} w_t = S^d w_t$, де S – оператор суми, модель називається інтегрованою.

Модель ARIMA у момент t+l:

$$\begin{aligned} & z_{t+l} - j_1 z_{t+l-1} - \ldots - j_{p+d} z_{t+l-p-d} = \\ & = e_{t+l} - q_1 e_{t+l-1} - \ldots - q_{p+d} e_{t+l-p-d} \end{aligned}, \quad (5)$$

5) просте експоненціальне згладжування:

$$S_t = a X_t + (1 - a) S_{t-1}, \quad (6)$$

де $X_t$ – вхідний часовий ряд, α – ваговий коефіцієнт. Кожне нове згладжене прогнозоване значення обчислюється як середнє зважене поточного спостереження й згладженого ряду. Якщо α = 1, то попередні спостереження повністю ігноруються. Якщо α = 0, то ігноруються поточні спостереження. Значення 0< α <1 дають проміжні результати.

Після проведення фізичного експерименту було отримано характеристики вихідного трафіка: час відправки та надходження пакетів, кількість надісланих і прийнятих пакетів, інтенсивність завантаження буфера Firewall (Kb/s, черга) для кожного відліку часу (b(t)).

Стаціонарний часовий ряд можна описати за допомогою його середнього значення, дисперсії, автокореляційної функції чи спектральної щільності [4]. Тому було проведено аналіз часового ряду b(t) на стаціонарність за кількома стандартними методиками, щоб потім провести його ідентифікацію та прогнозування [5]:

1) Метод серій:

– загальна кількість отриманих даних ділиться, наприклад, на L=20 незалежних частин;

– обчислюється математичне очікування для кожної з частин;

– знаходиться медіана для оцінки математичних сподівань;

– заповнюється вектор за принципом: якщо математичне очікування окремої серії менше за медіану, записують 0, інакше – 1;

– процес можна вважати стаціонарним, якщо кількість 0 і 1 однакова.

Довірчі межі α і β, в яких кількість серій знаходиться з довірчою ймовірністю p=0,98 при L=20 будуть відповідно α =5 і β =16.

Часовий ряд, що розглядається, можна вважати стаціонарним процесом, так як отримана кількість 1 і 0 – однакова.

2) Метод перевищень:

– для кожної оцінки математичного сподівання окремої серії знаходять кількість перевищень наступних математичних сподівань над даним;

– обчислюють довірчі границі a і b, у межах яких має лежати сумарна кількість перевищень за всіма серіями.

При L = 20, a = 59 і b = 130 сумарна кількість перевищень дорівнює 75, отже, процес можна вважати стаціонарним.

3) Метод послідовних різниць:

– знаходять середнє значення оцінок математичних сподівань по кожній із серій;

– знаходять відношення між послідовними різницями R, яке має лежати в межах [a, b] для стаціонарного процесу.

Для L = 20, a = 0,511 і b = 1,489 R = 0,943, отже, процес, що аналізується, – стаціонарний.

Переконавшись в стаціонарності часового ряду b(t), було проведено його статистичний аналіз: знайдено величини математичного сподівання, дисперсії, автокореляційної та часткової автокореляційної функції (АКФ та ЧАКФ відповідно) (рис.1):

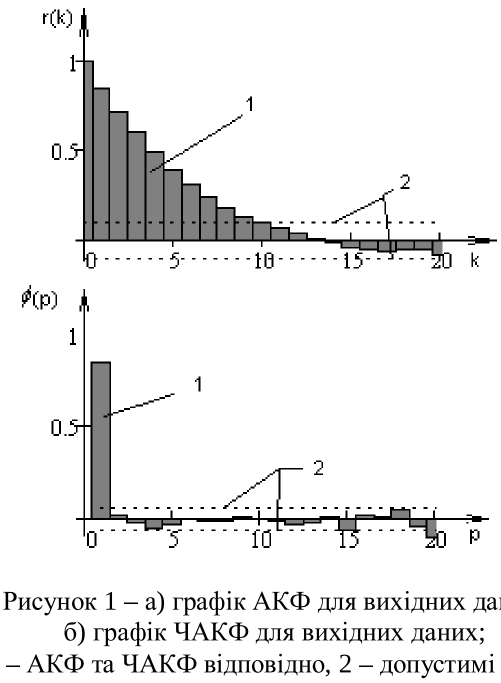


Рисунок 1 – а) графік АКФ для вихідних даних,
б) графік ЧАКФ для вихідних даних;
1 – АКФ та ЧАКФ відповідно, 2 – допустимі межі.

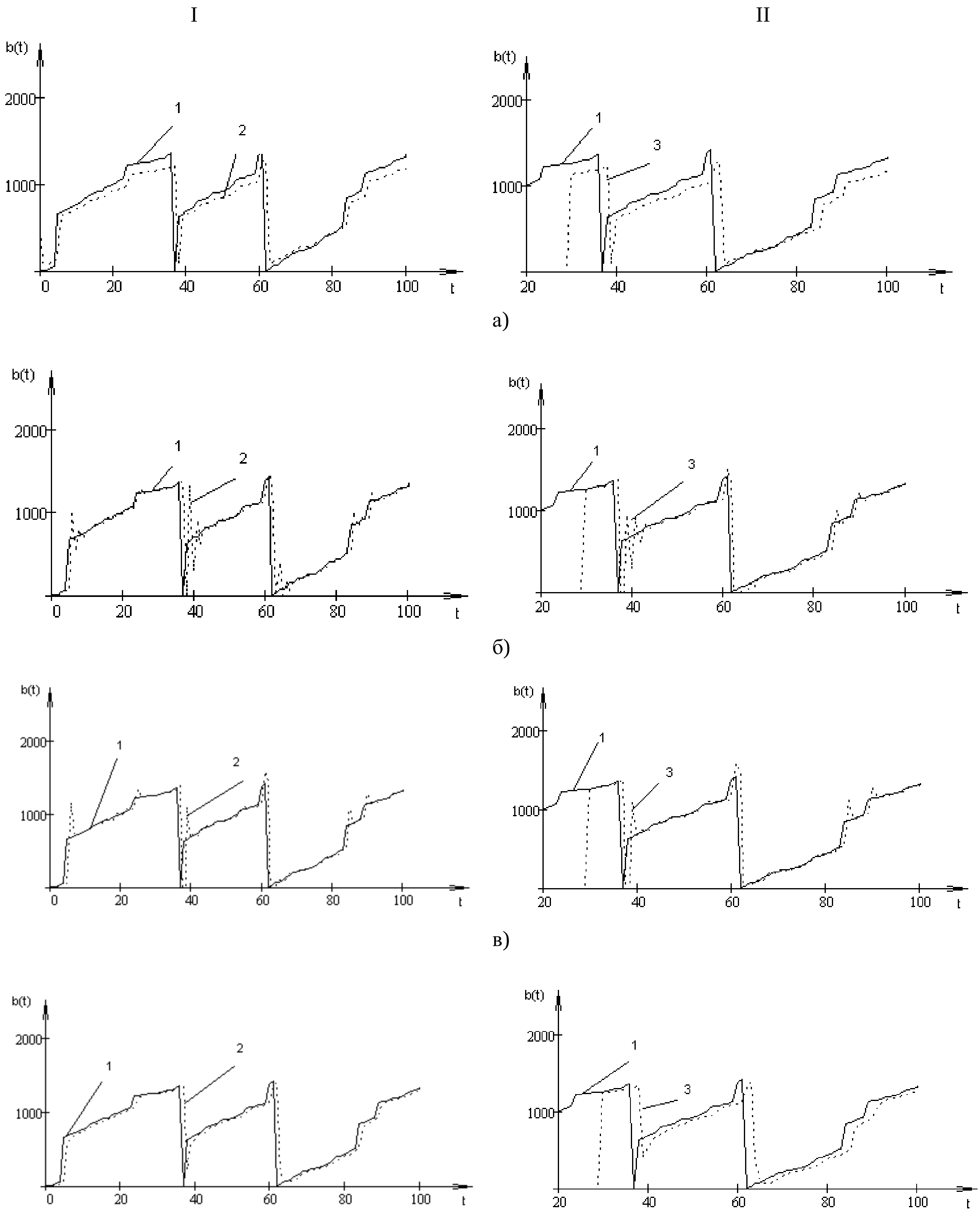


Рисунок 2 – Результати прогнозування:
а) модель авторегресії з одним параметром p (AR(0,1)),
б) модель ковзного середнього з одним параметром q (MA(0,1)),
в) модель авторегресії - ковзного середнього(ARMA(1,1)),
г) модель простого експоненціального згладжування;
1 – вхідний трафік (інтенсивність завантаження буферу),
2 – модельований трафік, 3 – прогнозований трафік;
I – етап моделювання, II – етап прогнозування на 1 крок уперед

Оскільки АКФ затухає, то отриманий часовий ряд можна вважати ергодичним процесом.

Значення АКФ обчислювались за формулою [4]:

$$r_k = \frac{c_k}{c_0}, \tag{7}$$

де $c_k = \frac{1}{N} \cdot \sum_{t=0}^{N-k-1} (z_t - sr\_zn)(z_{t+k} - sr\_zn)$ – вибіркова автоковаріація, $sr\_zn = \sum_{t=0}^{N-1} z_t \Big/ N$ – математичне сподівання часового ряду $z_t$, k=0..K – зміна лагів, а K=N/4 – максимально можлива кількість лагів, N – кількість даних вибірки. Значення ЧАКФ, знайдені на основі АКФ:

$$f_{p+1,j} = f_{p,j} - f_{p+1,p+1} \cdot f_{p-j+1}, \tag{8}$$

де j = 1..p, p = 1..K-1 та

$$f_{p+1,p+1} = \frac{r_{p+1} - \sum_{j=1}^{p} (f_{p,j} \cdot r_{p+1-j})}{1 - \sum_{j=1}^{p} (f_{p,j} \cdot r_j)}. \tag{9}$$

Допустимі межі для АКФ та ЧАКФ *pr*:

$$pr = \frac{1}{\sqrt{N}}. \tag{10}$$

Після перевірки експериментальних даних на стаціонарність та ергодичність було проведено прогнозування мережного трафіка за отриманими в ході фізичного експерименту даними з використанням реалізованих методів прогнозування в середовищі пакету MathCAD.

Згідно з [4] ARMA моделі мають наступні характерні особливості:

1) АКФ процесу AR порядку p повільно спадає, ЧАКФ має обрив після p-ої затримки;

2) АКФ процесу MA порядку q обривається після затримки q, а ЧАКФ – повільно спадає;

3) АКФ процесу ARMA після перших q-p затримок являє собою суму експонент та затухаючих синусоїд, а ЧАКФ – суму експонент та затухаючих синусоїд після перших p-q затримок.

Тому було висунуто припущення, що адекватною моделлю даного процесу є ARIMA(1,0,0).

Для забезпечення надійності у підборі адекватної моделі були реалізовані моделі ковзного середнього та авторегресії з кількістю параметрів від одного до чотирьох, змішаного процесу ковзного середнього – авторегресії. Початкова оцінка параметрів авторегресії проводилася за рівняннями Юла-Уокера [4]:

$$\begin{cases} r_1 = j_1 + j_2 r_1 + \ldots + j_p r_{p-1} \\ r_2 = j_1 r_1 + j_2 + \ldots + j_p r_{p-2} \\ \mathbf{L} \\ r_p = j_1 r_{p-1} + j_2 r_{p-2} + \ldots + j_p \end{cases}, \tag{11}$$

$$j = (j_1, j_2, \mathbf{K}, j_{p-1}, j_p) = P^{-1} \cdot r, \tag{12}$$

де $P^{-1}$ – обернена автокореляційна матриця, ρ – автокореляційний стовбець.

Параметри ковзного середнього знаходились у ході ітеративного розв’язання системи нелінійних рівнянь через значення нормованої АКФ $r_k$ і дисперсії білого шуму $\sigma^2_\varepsilon$ [3]:

$$r_k = \begin{cases} \dfrac{-q_k + q_1 q_{k+1} + \ldots + q_{q-k} q_q}{1 + q_1^2 + \ldots + q_q^2}, \\ 0, k > q \end{cases} \tag{13}$$

$$s_e^2 = \frac{\hat{R}_0}{1 + q_1^2 + \ldots + q_q^2}, \tag{14}$$

$$q_j = -\left( \frac{\hat{R}_j}{s_e^2} - q_1 q_{j+1} - q_2 q_{j+2} - \ldots - q_{q-j} q_q \right), \tag{15}$$

де k = 1,2,…q, j = q,…,1.

Після моделювання початкового часового ряду було зроблено прогноз на крок уперед (рис. 2).

Щоб з’ясувати, яка модель є більш ефективною, порівнюють: середньоквадратичну похибку обчислень (MSE) та корінь із неї (RMSE), середню абсолютну похибку обчислень (MAE), середню абсолютно-відносну похибку обчислень (MAPE), середню відносну похибку обчислень (MPE) та обирають ту, обчислені значення похибок якої найменші. Найнижчі значення результатів дала модель ARIMA(1,0,0) з параметром $f = 0.842$.

Для остаточного підтвердження адекватності даної моделі проведено аналіз автокореляції залишків, графік якої подібний до графіка білого шуму (рис. 3). Отже, підібрана модель є дійсно адекватною початковому часовому ряду.

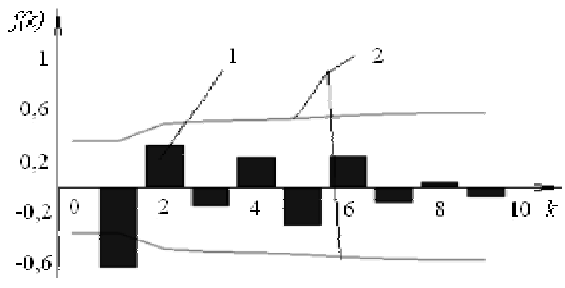


Рисунок 3 – Графік автокореляції похибок прогнозів: 1 – АКФ залишків, 2 – довірчі межі; k – номери лагів

Прогноз, зроблений на два-три кроки вперед, дав значно гірші результати для кожної з реалізованих моделей, порівняно з випередженням в один крок (рис. 4).

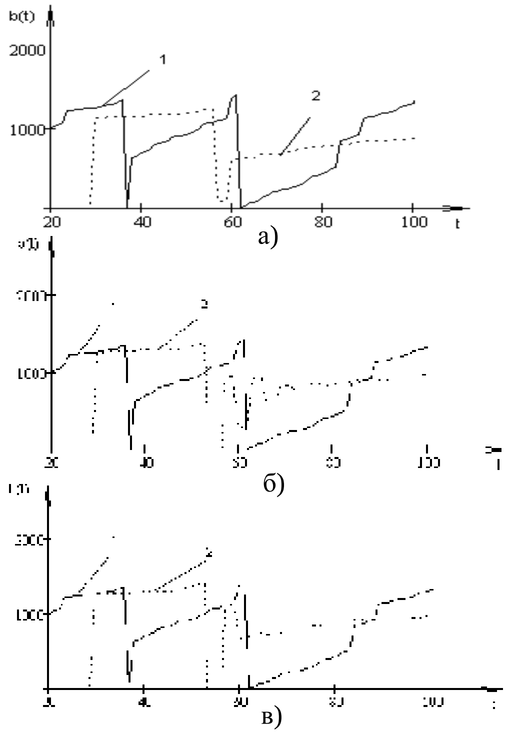


Рисунок 4 – Результати прогнозування на 3 кроки вперед: а) модель авторегресії з одним параметром p (AR(0,1)), б) модель ковзного середнього з одним параметром q (MA(0,1)), в) модель авторегресії - ковзного середнього(ARMA(1,1)); 1 – вхідний трафік, 2 – спрогнозований трафік

Для реалізації моделі експоненціального згладжування необхідна менша кількість машинних операцій [6], ніж для ARIMA-моделей, які є більш складними. Але ARIMA-моделі є більш адекватними, бо дають кращий (точніший) прогноз із меншими помилками обчислень.

Прогнозування мережного трафіку було здійснено і в середовищі пакету Statgraphics. Отримані результати також підтверджують висунуте вище припущення про адекватність опису часового ряду, на основі якого здійснюється прогнозування, за допомогою моделі ARIMA(1,0,0).

**Висновки.** Отже, модель ARIMA(1,0,0) – найбільш оптимальна для моделювання та прогнозування розглянутого вихідного трафіка порівняно з іншими моделями, які дають гірший прогноз. Точність прогнозу залежить від кількості випереджень, на яку необхідно спрогнозувати майбутні значення. Доведено, що прогнозувати краще лише на крок уперед, щоб прогнозування було дійсно ефективним. Швидкодія методів залежить від кількості операцій, які необхідно виконати. Показано, що реалізація ARIMA-моделей вимагає більших затрат часу порівняно з моделлю експоненціального згладжування, але це сповна компенсується якістю прогнозів.

ЛІТЕРАТУРА

1. Кульгин М. Введение в систему управления трафиком. – [Электр. ресурс]. – Режим доступа: http://www.xserver.ru/computer/nets/internet/90/.

2. Растригин Л.А. Адаптация сложных систем. Методы и приложения. – Рига: Зинатне, 1981. – 200 с.

3. Попов Р. Обзор методов принятия решений трейдером на основании статистических методов обработки информации – (С) Релпресс, 1997.

4. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. Выпуск 1. – М.: Мир, 1974. – 406 с.

5. Крайников А.В., Курдиков Б.А. и др. Вероятностные методы в вычислительной технике: Учебное пособия для вузов по специальности ЭВМ и др. / Под редакцией А.Н. Лебедева и Е.А. Чернявского – М.: Высшая школа, 1986.

6. Гуц А.К. Математическая логика и теория алгоритмов – Омск, 2003. – 108 с.

Стаття надійшла 12.11.2008 р.
Рекомендовано до друку , доц.. Сисюком Г.Ю..