УДК 004.724.4

КУЛАКОВ Ю.О.,
КОРОНЕНКО А.М.

АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА РОЗРАХУНОК ПРОГНОЗУ ЗМІНИ ЧИСЛА ХЕНДОВЕРА В СТІЛЬНИКУ МУЛЬТИСЕРВІСНОЇ МОБІЛЬНОЇ МЕРЕЖІ

Основна мета статті – це оптимізація структури мережі, розміщення базових станцій, вибір області хендовера, врахування швидкості пересування мобільного пристрою, інтенсивність трафіка. Для того, щоб отримати адекватну модель, було проведено дослідження для виявлення у моделі ARIMA мінімального числа параметрів, що дозволить зробити прогноз зміни числа хендовера в стільнику мультисервісної мобільної мережі. Особливістю дослідження є те, що вперше була застосована така модель до фрактального трафіку.

The main purpose of the article is to optimize the network structure, base stations, handover selection area, taking into account the speed of movement of the mobile device, the intensity of traffic. In order to get an adequate model was conducted to identify the model ARIMA minimum number of parameters that allow predicting the number of changes in the cell handover multiservice mobile network. The feature of the study is that it was first applied to this model fractal traffic.

Вступ

Нині процес управління мультимедійним трафіком, який призвів до перевантаження ліній зв'язку, можна здійснювати в динамічному режимі. Цьому сприяють додаткові відомості, які можна отримати з даних прогнозу про хендовер на основі прогнозної моделі. Наприклад, якщо розміщено кілька базових станцій (БС) вздовж дороги та біля малозаселеної території, то можна стверджувати, що резервувати канали для хендовера в БС, що коло дороги більш виправдано, ніж інших БС, адже потік в них більший. Ретельно підібрана модель трафіка здатна виявити і передбачити такі найважливіші характеристики мережевого трафіка, як короткочасно і довготривало залежні процеси, фрактальність на великих часових масштабах [1].

Найбільш популярною моделлю для прогнозування є моделі авторегресії та проінтегрованою ковзною середнього (ARIMA) [2, 3]. Це важливий клас параметричних моделей, що добре описують як стаціонарні, так і нестаціонарні часові ряди. Для програмної реалізації було використано мову програмування R [4]. Як показано в роботі [5] трафік має фрактальні властивості, а прогнозування для фрактального трафіка та процесу хендовера раніше не проводилося, тому тема є актуальною.

Аналіз методів

Спочатку було розглянуто метод, який може моделювати будь-який тип параметричних або непараметричних процесів і автоматично та оптимально трансформувати вхідні дані, це штучні нейронні мережі (ANN від artificial neural networks). ANN є універсальною функцією апроксимації будь-якого роду даних, оскільки для обробки інформації процесорні елементи функціонують разом для вирішення специфічних проблем. Модель може оцінювати нелінійні функції і витягувати залишкові нелінійні елементи з даних. Ці мережі дозволяють визначати тренди, а також адаптивно навчатися, мають можливість самоорганізації, працюють в реальному часі. Процесорні елементи мають деякі схильності, які впливають на силу вихідних даних, а принцип навчання в даних моделях змінює силу зв'язку між нейронами і припущеннями.

Математично нейронні мережі можуть бути описані таким чином: нейронні вхідні дані мають сигнал x_i, а сила шляху характеризується вагою w_i. Нейрон моделюється як сума зважених сигналів вхідних даних з додаванням вузла зсуву Θ. Кількість вузлів відповідає числу змінних, які треба спрогнозувати. Вихідні дані Y представляють сигмовидну логістичну функцію останньої суми:

$$Y = \frac{1}{1+e^{-sum}}\text{, де } sum = \sum w_i x_i + \Theta, \qquad (1)$$

Процес навчання виникає при коригуванні важелю і вузла зсуву. Найчастіше для цих цілей використовують метод, який називається зворотним розподілом помилки. У цьому методі ваги коректуються для мінімізації квадрата різниці між модельними вихідними даними і бажаними вихідними даними. Квадратична помилка потім поширюється назад по мережі і використовується для коректування важелю і зміщень. Помилка описується формулою:

$$E = \frac{1}{2}\sum\sum(y_{j,c} - d_{j,c})^2, \qquad (2)$$

де: c – індекс по набору даних, що використовуються для оцінки мережі; j – індекс за вихідними елементами мережі; y – фактичний стан вихідних елементів для даного набору вхідних даних; d – бажаний стан вихідних елементів для даного набору вхідних даних.

Оскільки ці мережі містять багато взаємодіючих нелінійних нейронів у множинних шарах, то вони можуть уловлювати складну поведінку даних.

Недоліки методу ANN: Динамічний розвиток нейронних мереж; велика інтенсивність використання комп'ютерів і програмного забезпечення при роботі з подібними моделями; складність інтерпретації структури моделі.

Штучні нейронні мережі найкраще підходять для визначення моделей поведінки і трендів в даних.

Наступний метод, це авторегресійна модель (AR) порядку p має наступний вигляд:

$$\begin{aligned} Y_t = \varphi_0 + \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \cdots + \\ + \varphi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \end{aligned}, \qquad (3)$$

де: Y_t – залежна змінна у момент часу t; $\varphi_0, \varphi_1, \varphi_2, \ldots, \varphi_p$ – оцінювані коефіцієнти; ε_t – помилка, яка описувала вплив змінних, які не враховуються в моделі.

Модель ковзного середнього (MA) порядку q описується таким чином:

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t - \omega_1\varepsilon_{t-1} - \omega_2\varepsilon_{t-2} - \cdots - \omega_q\varepsilon_{t-q}, \qquad (4)$$

де: Y_t – залежна змінна у момент часу t; μ – постійне середнє процесу; ε_t – помилка в момент часу t; $\omega_1, \omega_2, \ldots, \omega_q$ – оцінювані коефіцієнти.

Деякі нестаціонарні часові ряди можна привести до стаціонарних, використовуючи оператор послідовної різниці. Припустимо, що є часовий ряд y_t, до якого d раз застосували даний оператор, після чого ряд став стаціонарним $\Delta^d y_t$ і відповідає умовам моделі ARMA (p,q). У такому випадку y_t буде називатися інтегрованим процесом авторегресії і ковзного середнього або ARIMA (p,d,q).

Дана модель дозволяє будувати досить точні прогнози з невеликою дальністю прогнозування. Вона також досить гнучка і може підійти для опису різних часових рядів. До того ж, моделі ARIMA просто перевіряються на їхню адекватність. Однак до мінусів цього методу можна віднести потребу у великій кількості вихідних даних.

Якщо в ряді даних присутня сезонність, то модель ARIMA можна модифікувати в метод SARIMA, який в загальному вигляді:

$$\text{SARIMA(p,d,q)X(P,D,Q)}_s, \qquad (5)$$

де p – порядок AR, d – параметр різниці, q – порядок MA, P – порядок SAR, D – параметр сезонної різниці, Q – порядок SMA и s – лаг сезонності. Тоді формула виглядає так:

$$\begin{aligned} \Phi_P(B^s)\rho_P(B)(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = \\ = \Theta_Q(B^s)\theta_q(B)e_t, \end{aligned} \qquad (6)$$

де: $\Phi_P(B^s)$ – функція SAR(P); $\rho_P(B)$ – функція AR(p); $(1-B)^d$ – оператор різниць d для ARIMA; $(1-B^s)^D$ – оператор сезонних різниць D; $\Theta_Q(B^s)$ – функція SMA(Q); $\theta_q(B)$ – функція простої MA(q).

Якщо в ряді даних присутня гетероскедастичність, то оскільки моделі типу ARMA не вловлюють незвичайну волатильність в даних, то для вирішення подібної проблеми можна використовувати методи ARCH / GARCH.

ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) – це модель авторегресії умовної гетероскедастичності. У таких моделях умовна варіація має структуру, схожу зі структурою умовних очікувань в моделях авторегресії. Переваги цього методу в тому, що моделі легко будувати, вони враховують кластерні помилки, нелінійність і зміни в здатності до прогнозування.

Метод GARCH, це узагальнений різновид ARCH моделі (Generalized ARCH), і за своєю ідеєю ця модель нагадує ARMA метод – середньозважених минулих квадратів залишків, але має постійно зменшуваний важіль, який ніколи не досягає нуля. Метод дозволяє успішно прогнозувати умовну варіацію.

До недоліків моделей ARCH / GARCH можна віднести той факт, що вони ігнорують інформацію про направлення помилок, що впливає на волатильність. Щоб врахувати даний факт, були розроблені асиметричні моделі GARCH, EGARCH і TARCH. Однак всі перераховані вище методи з сімейства методів ARCH працюють тільки в умовах гетероскедастичності.

Оскільки іноді ряд процесів ARIMA не може бути змодельовано цілим числом d, а характер ACF в такому випадку відповідає проміжному d між 0 і 1, то були запропоновані моделі з «довгої пам'яттю». У таких моделях параметр інтеграції d є дробовим числом або перевищує 0, а сам процес спостереження на тривалому проміжку часу має певну залежність. В рядах даних з довгою пам'яттю коефіцієнти автокореляції зменшуються з гіперболічною швидкістю.

Наприклад, припустимо, що X_t – дискретний процес з автокореляційним коефіцієнтом p_j лага j, то тоді процес містить «довгу пам'ять», якщо виконується умова:

$$\lim_{n\to\infty}\sum_{j}^{n}\left|p_j\right| = \infty \tag{7}$$

Таким чином процес містить багато часових залежностей.

До моделей, що містять «довгу пам'ять», можна віднести моделі ARFIMA (AutoRegressive Fractionally Integrated Moving Average) і ARARMA.

Модель ARARMA базується на концепції пам'яті, де класифікація рядів даних відбувається за трьома видами пам'яті: відсутність пам'яті (білий шум), коротка пам'ять (стаціонарні ряди) і довга пам'ять (нестаціонарні ряди). Основна ідея прогнозування рядів даних, що містять в собі третій вид пам'яті, полягає у приведенні їх до стаціонарного виду.

Крім того для прогнозування рядів з довгою пам'яттю часто використовується модель ARFIMA. Даний метод є узагальненням моделі ARIMA, в якій параметр d, що відповідає за ступінь інтеграції, може бути дробовим числом

Модель ARFIMA (p, d, q) визначається як:

$$\varphi(B) = \theta(B)(1-B)^{-d}e_t, \tag{8}$$

де: параметр d належить проміжку (-0,5;0,5); $\varphi(B) = \left(1-\varphi_1 B - \cdots - \varphi_p B^p\right)$ має порядок p; $\theta(B) = \left(1-\theta_1 B - \cdots - \theta_q B^q\right)$ – порядок q відповідно з усіма їх коренями.

Проте варто зазначити, що даний метод може давати неадекватні результати щодо рядів даних, що містять довгу пам'ять, якщо вони володіють в один і той же час лінійною і нелінійною структурою. Для того, щоб позбутися цього недоліку, використовується комбінування лінійних і нелінійних моделей, що покращує точність прогнозів.

Отже, для розв'язання задачі було обрано модель, що дозволяє будувати досить точні прогнози з невеликою дальністю прогнозування – ARIMA, при побудові якої не виникає труднощів з великою обчислювальною інтенсивність та складністю інтерпретації структури моделі.

Постановка задачі

Зауваження №1. У зв'язку с технічними обмеженнями немає можливості розділити тривалість викликів в статистиці рівня радіомережі на вхідні/вихідні, тому тривалість викликів в кожному інтервалі заміру представлена одним числом.

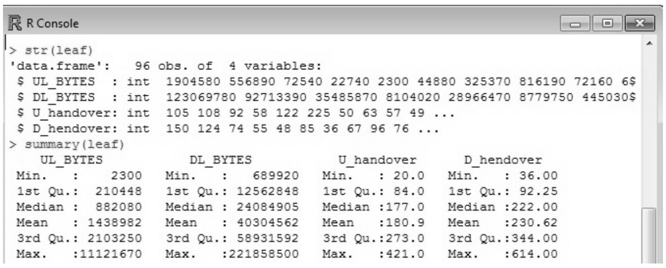
Зауваження №2. Статистика по хендоверу містить кількість спроб хендовера з розбивкою по напрямку. В кожному інтервалі заміру приведено всі можливі напрямки в стільнику, як по вхідних, так і по вихідних хендовера.

Зауваження №3. Мінімально доступні інтервали заміру на обладнанні, що використовується – 15 хв.

За допомогою вищевказаного алгоритму провести дослідження мінімального числа параметрів для виявлення моделі ARIMA, що дозволить зробити прогноз зміни числа хендовера в стільнику мультисервісної мобільної мережі. Дослідження проводяться на основі середовища статистичного програмування R [6].

Виклад основного матеріалу дослідження

Для аналізу та прогнозування були використані дані спостереження, що відбувалось 8 грудня 2014 року на БС, що розміщена в м. Києві по вул. І.Кудрі, дані надано ТОВ «ТриМоб», дослідження тривали протягом доби, всього було отримано 96 спостережень. Їх початковий аналіз показав, що найбільш важливими параметрами є 4 показники (UL_BYTES; DL_BYTES; U_handover; D_hendover) (рис.1).



```
> str(leaf)
'data.frame':   96 obs. of  4 variables:
 $ UL_BYTES  : int  1904580 556890 72540 22740 2300 44880 325370 816190 72160 6$
 $ DL_BYTES  : int  123069780 92713390 35485870 8104020 28966470 8779750 445030$
 $ U_handover: int  105 108 92 58 122 225 50 63 57 49 ...
 $ D_hendover: int  150 124 74 55 48 85 36 67 96 76 ...
> summary(leaf)
    UL_BYTES            DL_BYTES            U_handover       D_hendover
 Min.   :    2300   Min.   :   689920   Min.   : 20.0   Min.   : 36.00
 1st Qu.:  210448   1st Qu.: 12562848   1st Qu.: 84.0   1st Qu.: 92.25
 Median :  882080   Median : 24084905   Median :177.0   Median :222.00
 Mean   : 1438982   Mean   : 40304562   Mean   :180.9   Mean   :230.62
 3rd Qu.: 2103250   3rd Qu.: 58931592   3rd Qu.:273.0   3rd Qu.:344.00
 Max.   :11121670   Max.   :221858500   Max.   :421.0   Max.   :614.00
```

Рис.1. Вихідні дані

Де показники трафіку UL_BYTES – вивантажені дані, DL_BYTES – завантажені дані, U_handover – вихідний хендовер, D_hendover – вхідний хендовер.

Ці параметри були вибрані для прогнозування. Вони представляють собою часові ряди. Тривалість таких рядів може складати більший інтервал ніж доба, місяці, роки. Інші фактори, які впливають на прогноз, не враховуються. Для опису часових рядів використано математичну модель авторегресивного інтегрованого ковзкого середнього (ARIMA).

На етапі ідентифікації моделі необхідно виконати перевірку часового ряду на стаціонарність. Для цього найчастіше використовується візуальний аналіз вибіркової автокореляційної функції (ACF). При перевірці значущості коефіцієнтів ACF використовуються два підходи:

– перевірка значущості кожного коефіцієнта автокореляції окремо;

– перевірка значущості безлічі коефіцієнтів автокореляції як групи.

У відповідність з першим підходом розподіл коефіцієнта автокореляції має наближатися до нормального розподілу з нульовим математичним очікуванням і дисперсією $1/_{n}$.

Перевірка вхідних даних на періодичність представлена (рис.2).

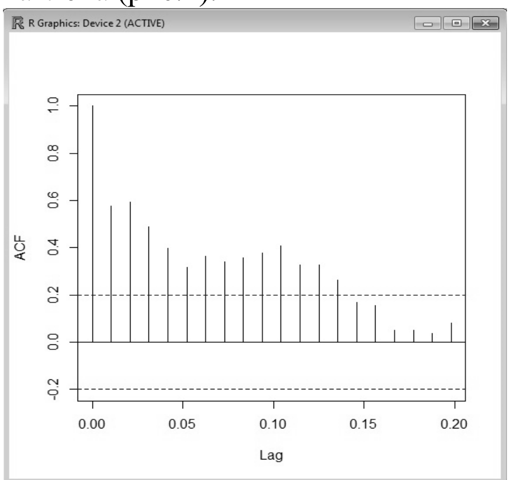
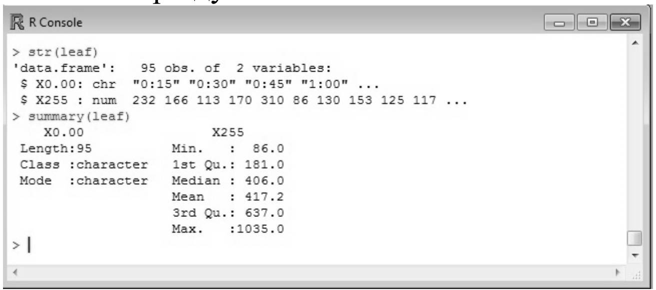


Рис.2. Графік автокореляції для стану трафіка

З графіка видно, що є періодичність, майже всі піки, які відповідають автокореляції без лагу і лежать як всередині позначеного пунктиром інтервалу довіри, так і поза його межами. Тобто наступний стан трафіка буде таким, як і нинішній, тому можна зробити прогноз, що і на великих інтервалах це повториться. Щоб прослідкувати розвиток процесу в майбутньому, побудовано модель часового ряду. Для прогнозування числа хендовера в стільнику взято вихідні дані (рис.3), де вказано кількість хендовера (вхідного і вихідного) на кожний інтервал звітного періоду.



```
> str(leaf)
'data.frame':   95 obs. of  2 variables:
 $ X0.00: chr  "0:15" "0:30" "0:45" "1:00" ...
 $ X255 : num  232 166 113 170 310 86 130 153 125 117 ...
> summary(leaf)
    X0.00                 X255
 Length:95          Min.   :  86.0
 Class :character   1st Qu.: 181.0
 Mode  :character   Median : 406.0
                    Mean   : 417.2
                    3rd Qu.: 637.0
                    Max.   :1035.0
> |
```

Рис.3 Вихідні дані для прогнозу числа хендовера

Після отримання стаціонарного ряду було досліджено характер поведінки ACF і висунуто гіпотези про значення параметрів p і q. Під час цього формувався базовий набір ARIMA-моделей.

У загальному вигляді модель ARIMA (p, d, q) записується таким чином:

$$\alpha_p(L)\Delta^d x_t = \beta_q(L)\varepsilon_t \tag{9}$$

де $\alpha_p(\mathrm{L}), \beta_{\mathrm{q}}(L)$ – лагові поліноми ступеня p, q; p, q – кількість AR і MA-членів в моделі; Δ^d – оператор взяття різниці.

Обидва часові ряди показують експоненціальне зростання, тому вони виведені в напівлогарифмічних координатах (рис.4, 5).

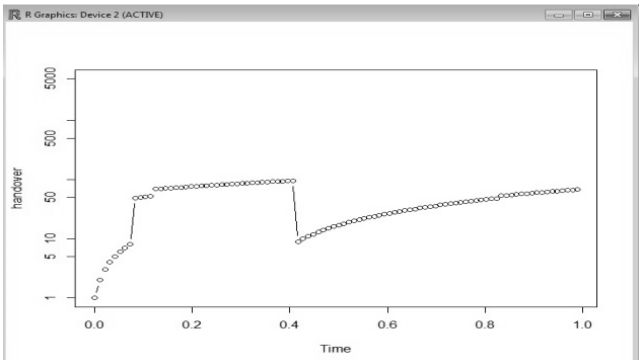


Рис.4. Зміни по інтервалу

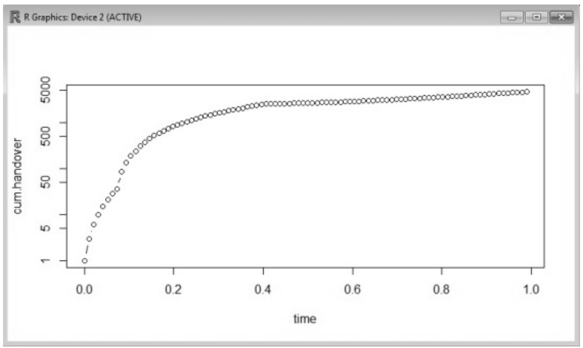


Рис. 5. Загальна кількість хендовера

Загальне зростання часових рядів в напівлогарифмічних координатах підтверджує гіпотезу про експоненціальне зростання в часі загальної кількості хендовера та кількості в інтервалах часу.

На другому етапі виконано оцінку параметрів цих моделей. Для цих цілей найчастіше використовується метод максимальної правдоподібності.

Побудовано авторегресійну модель часового ряду загального числа хендоверів. Було побудовано 9 моделей, оскільки при збільшенні з заданими параметрами була виявлена проблема збігу. Найкраща модель відповідає мінімуму AIC, що було розраховано методом ARIMA («Autoregressive Integrated Moving Average» (рис.6).

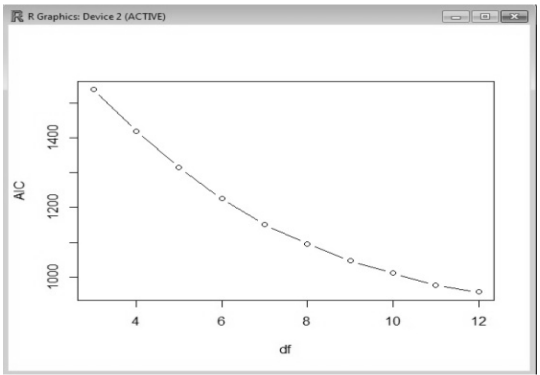


Рис.6. Пошук найкращої моделі

З графіка видно, що перший мінімум дорівнює компоненту 9, а далі хід обчислення стає нестабільним. Звідси можна припустити, що за допомогою обраних моделей можна робити достовірні прогнозні оцінки. Якщо в результаті перевірки декілька моделей є адекватними спостережуваним даним, то при кінцевому виборі враховуються фактори: підвищення точності; зменшення числа параметрів моделі.

Важливо відзначити, що в зв'язку з тим, що розрахунок прогнозу здійснюється на малих масштабах часу, то для економії часу на розрахунок краща та модель, порядок коефіцієнтів якої мінімальний (рис. 7 та рис. 8).

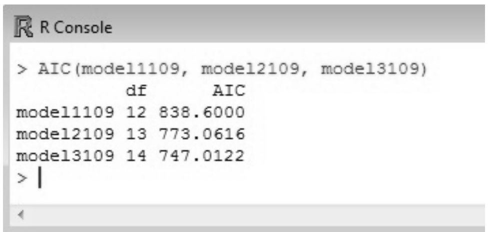

```
R Console
> AIC(model1109, model2109, model3109)
          df      AIC
model1109 12 838.6000
model2109 13 773.0616
model3109 14 747.0122
>
```

Рис.7. Порядок коефіцієнтів

Отже AIC мінімальний, коли лаг авторегресії дорівнює 2.

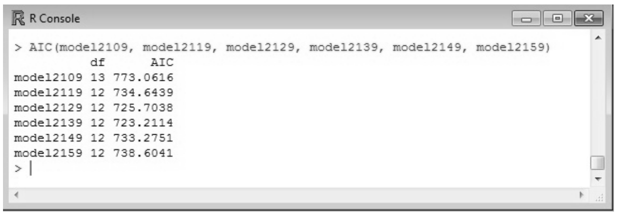

```
R Console
> AIC(model2109, model2119, model2129, model2139, model2149, model2159)
          df      AIC
model2109 13 773.0616
model2119 12 734.6439
model2129 12 725.7038
model2139 12 723.2114
model2149 12 733.2751
model2159 12 738.6041
>
```

Рис.8. Оптимальна модель

Оптимальною моделлю стає model2139 12, тепер побудовано прогноз зміни загального числа хендоверу на наступний звітний період.

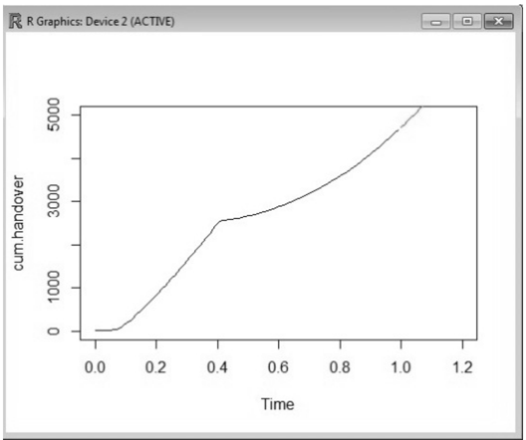


Рис.9 Прогноз зміни загального числа хендовера

Висновки

Було проаналізовано методи прогнозування та обрано ARIMA-модель для прогнозування числа хендовера в стільнику мультисервісної мобільної мережі. ARIMA-модель з мінімально необхідним порядком параметрів адекватно відображає поведінку мережевого трафіка, на основі якої здійснено короткостроковий прогноз. Особливістю дослідження є те, що ця модель вперше застосована до фрактального трафіка. Ці відомості можна використати про проектуванні мережі або на етапі налаштування, адже використання методів розподілення та резервування каналів між новими викликами та хендоверами може підвищити QoS[7].

Список посилань

1. Столлингс В. Современные компьютерные сети [2-е узд] / В. Столлингс //. – СПб.: Питер, 2003. – 783 с.
2. Гребенников А. В. Моделирование сетевого трафика и прогнозирование с помощью модели ARIMA / А. В. Гребенников, Ю. А. Крюков, Д. В. Чернягин // «Системный анализ в науке и образовании». – 2011. – №1. – С.1-11.
3. Крюков Ю. А. ARIMA – модель прогнозирования значений трафика / Ю. А. Крюков, Д. В. Чернягин // Информационные технологии и вычислительные системы. – 2011. – №2. – С.41-49.
4. The R Project for Statistical Computing [Електронний ресурс]. – Режим доступа: http://www.r-project.org/
5. Короненко А.М. Дослідження динаміки навантаження мультисервісної мережі / А. М. Короненко // Вісник НТУУ «КПІ». Інформатика, управління та обчислювальна техніка. – 2014. – № 60 – С. 95-101.
6. Шипунов А. Б. Наглядная статистика. Используем R! / [А. Б. Шипунов, Е. М. Балдин, П. А. Волкова, и др.]. – М.: ДМК-Пресс, 2014. – 298с.
7. Короненко А.М. Метод ефективного динамічного розподілення каналів між голосовими викликами та даними / А. М. Короненко //Electronics and Communications – 2014. – № 4(81) – С.83-89