

ПРОГНОЗУВАННЯ КІЛЬКОСТІ МЕРЕЖЕВИХ ЗАПИТІВ ДО ХМАРНОГО ЗАСТОСУНКУ

© Савчук Т. О., Козачук А. В., 2015

Проаналізовано доцільність використання наявних методів прогнозування часових рядів для прогнозування кількості мережеских запитів до хмарного застосування. Визначено оптимальні методи для різних режимів роботи хмарного застосування. Досліджено точність прогнозування кількості мережеских запитів за допомогою комбіновано методу, що враховує стан мережевого застосування.

Ключові слова: прогнозування часових рядів, хмарні обчислення, ARIMA, експоненційне згладжування.

The article contains analysis of existing time series forecast methods. It is estimated how these methods fit to time series of network requests to a cloud application. Optimal forecasting methods have been chosen for different working modes of a cloud application. The research also contains comparison of forecast performed by standard methods and developed combined method.

Key words: forecasting of time series, cloud computing, ARIMA, exponential smoothing.

Вступ. Загальна постановка проблеми

Нерівномірність інтенсивності використання хмарних застосунків зумовлює актуальність задачі оптимізації обчислювальних ресурсів, що виділяються для підтримання роботи хмарного застосування. Цю задачу найчастіше розв'язують за допомогою реактивного масштабування – нарощування або зниження обчислювальних потужностей при досягненні певного порогу використання наявних системних ресурсів. При цьому процес зміни обчислювальних потужностей є доволі тривалим, до його закінчення можуть спостерігатися затримки або несправності в роботі хмарного застосування. Для уникнення цього недоліку може бути застосоване проактивне масштабування, що ґрунтується на прогнозі інтенсивності хмарного застосування [1]. Такий прогноз можна побудувати за допомогою методів прогнозування часових рядів із застосуванням їх до часового ряду мережеских запитів, які надходять до хмарного застосування з урахуванням особливостей архітектури хмарних обчислювальних систем [20]. При цьому інформація про розклад подій, пов'язаних із хмарним застосуванням, може бути використана для підвищення точності прогнозу за рахунок використання різних методів прогнозування залежно від стану, в якому перебуває хмарний застосунок.

Формулювання мети

Метою дослідження є підвищення точності прогнозування кількості мережеских запитів до хмарного застосування за рахунок комбінування методів прогнозування часових рядів на основі класифікації поточного режиму роботи хмарного застосування.

Постановка задачі

Нехай S_T – поточний стан роботи хмарного застосування, C – розклад подій, що впливають на роботу хмарного застосування. Необхідно проаналізувати наявні методи прогнозування часових рядів, які можуть бути використані для прогнозування кількості мережеских запитів до хмарного застосування та сформулювати комбінований метод прогнозування кількості мережеских запитів до хмарного застосування, який дасть змогу побудувати функцію F , що задовольняє таку вимогу:

$$Y_{T+k|T} = F(S_T, C),$$

де $Y_{T+k|T}$ – прогноз кількості мережеских запитів до хмарного додатка через k кроків у момент часу T .

Аналіз наявних методів прогнозування кількості мережевих запитів та засобів їх використання

Серед методів прогнозування часових рядів, які можуть бути застосовані для прогнозування кількості мережевих запитів, що надходять до хмарного застосунку, найпопулярнішими є методи, які належать до двох груп: методи експоненційного згладжування та авторегресії-проінтегрованого ковзаючого середнього.

Експоненційне згладжування – група методів прогнозування часових рядів на основі зваженої суми попередніх членів ряду. Ваговий коефіцієнт при кожному члені ряду визначається показниковою (експоненційною) формулою, при цьому найбільше значення коефіцієнта має останній елемент [2]. Просте експоненційне згладжування – метод прогнозування стаціонарних часових рядів без сезонної складової. Прогноз значення часового ряду у момент часу $T+1$ може бути отриманий з використанням такого співвідношення [3]:

$$\hat{y}_{m+1|T} = \alpha y_T + \alpha(1-\alpha)y_{T-1} + \alpha(1-\alpha)^2 y_{T-2} + \dots,$$

де $\alpha \in [0;1]$ – коефіцієнт згладжування. При достатній для прогнозування кількості елементів в часовому ряді сума вагових коефіцієнтів прямує до одиниці. Складніші різновиди методу передбачають врахування тренда та сезонної складової при побудові прогнозу. Особливості часових рядів, які слід враховувати під час прогнозування, розглянуті в [20].

На відміну від методів експоненційного згладжування, методи авторегресії-проінтегрованого ковзаючого середнього (Autoregressive integrated moving average, ARIMA) базуються на описі автокореляційних процесів у даних [4, 19]. Для того, щоб для прогнозування часового ряду можна було застосувати метод ARIMA, часовий ряд повинен бути стаціонарним. У разі, якщо ряд не стаціонарний, прогнозують першу різницю ряду або різниці вищого порядку. Також існує сезонна модель авторегресії-проінтегрованого ковзаючого середнього позначається як $ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_m$, де m – кількість відліків в одному періоді, де p – порядок авторегресії, d – порядок різниці, що застосована до часового ряду, q – порядком ковзаючого середнього, $(P, D, Q)_m$ – сезонна частина формального запису [5]. Сезонна частина моделі використовується для прогнозування подібно до звичайної ARIMA моделі, відмінність полягає у тому, що прогнозування здійснюється на рівні періодів, а не окремих відліків часового ряду.

Сучасні системи статистичного та інтелектуального аналізу даних дають змогу істотно спростити виконання завдань вибору моделі для прогнозування та побудови прогнозу. Розглянемо такі поширені програмні середовища, що спрощують вибір моделі прогнозування часових рядів, як MatLab, MathCad, SAS/ETS, Microsoft SQL Server Analysis Services.

Пакет MatLab дозволяє прогнозувати часові ряди за допомогою таких моделей [6]:

- 1) ARIMA;
- 2) ARIMAX – модель авторегресії-проінтегрованого ковзаючого середнього з пояснювальною змінною [7];
- 3) ARCH (Autoregressive conditional heteroskedasticity) – авторегресивні умовно гетероскедастичні моделі;
- 4) Модель Глостена-Яганатана-Ранкле (GJR).

Також присутня можливість автоматизованої оцінки адекватності моделі прогнозування. Однак точність цієї оцінки не завжди є достатньою [8].

У пакет MathCad входять функції, що дають змогу прогнозувати часові ряди за допомогою таких моделей [9]:

1. Лінійна регресія.
2. Поліноміальна регресія.
3. Багатовимірна поліноміальна регресія.
4. Узагальнена регресія – лінійна комбінація довільних функцій, що не обов'язково є поліноміальними.

Пакет не надає можливість автоматизованого вибору моделі прогнозування.

SSAS (SQL Server Analysis Services) об'єднує такі засоби моделі прогнозування часових рядів [10]:

1. ARIMA.

2. ARTXP (AutoRegressive Tree with Cross-series Prediction) – деревоподібна модель, доцільність використання якої збільшується при великій кількості кроків прогнозування [11].

Пакет дає змогу змішувати результати прогнозування, отримані за допомогою обох моделей, але механізм налаштувань конкретної моделі є непрозорим. Лише деякі параметри моделей можна змінити вручну за допомогою внутрішніх змінних моделі інтелектуального аналізу даних (Mining Model).

Для прогнозування часового ряду мережевих запитів до веб-застосунку можуть бути використані такі моделі пакета SAS/ETS (Econometrics and Time Series Analysis), як:

1. Експоненційне згладжування.

2. Адитивне та мультиплікативне згладжування Вінтера.

3. Модель авторегресії-ковзаючого середнього (ARIMA).

4. Інші регресійні моделі (лінійна, степенева, логістична, експоненційна регресії) [12].

Пакет дозволяє проводити автоматичний вибір моделі, що описує відповідний часовий ряд, а також прогнозувати у відповідності до обраної моделі [13]. Вибирають модель за допомогою алгоритму Automatic Model Fitting (AMF) [14]. Для вибору моделі AMF можна використовувати такі критерії:

- середньоквадратичне відхилення;
- середня абсолютна похибка;
- середня абсолютна похибка у відсотках;
- коефіцієнт детермінації.

Враховуючи особливості перерахованих пакетів інтелектуального аналізу даних, можна зробити висновок про те, що пакет SAS/ETS найкраще підходить для вибору моделі прогнозування часових рядів мережевих запитів до хмарного застосунку, оскільки він дозволяє використовувати велику кількість потенційних моделей та містить гнучку систему автоматизованого вибору моделі часового ряду та її параметрів.

Вибір методів прогнозування кількості мережевих запитів

Виберемо модель прогнозування для усього часового ряду мережевих запитів до хмарного застосунку, а також для окремих його частин, що становлять період зростання кількості запитів під час події, період спадання під час події та проміжки між подіями. Часовий ряд було поділено на частини за допомогою T-SQL скрипта класифікації історичних даних. Для оцінки моделей прогнозування використаємо пакет SAS/ETS [15].

У результаті проведеної класифікації було отримано 19 ділянок часового ряду, що описують зростаючу кількість мережевих запитів достатньої довжини. Моделі прогнозування були обрані з урахуванням того, що стаціонарним є процес, представлений першою різницею часового ряду мережевих запитів. Результати оцінювання перерахованих моделей наведені у табл. 1.

За усіма розглянутими показниками кращі результати мають моделі експоненційного згладжування. За показником R^2 найкращий результат (0,961) показала модель ARIMA(1;1;1), але це може бути пояснене неможливістю використання цієї моделі для деяких розглянутих часових рядів. Якщо вилючити ці ряди з оцінок моделей експоненційного згладжування, значення критерію для них перевищить значення R^2 критерію для ARIMA(1;1;1).

У результаті проведеної класифікації було отримано 16 частин часового ряду мережевих запитів до хмарного застосунку, що належать до спадаючої частини мережевих запитів під час події. Результати оцінювання перерахованих моделей наведені в табл. 2.

Таблиця 1

Оцінка моделей зростаючої частини часового ряду мережевих запитів під час події

Модель	Середньоквадратична помилка	Середня абсолютна відсоткова помилка	Оцінка R^2
1	2	3	4
Damped Trend Exponential Smoothing	1478	2,44	0,927
Linear (Holt) Exponential Smoothing	1477	2,437	0,927
Doble(Brown) Exponential Smoothing	1554	2,597	0,892
Log Damped Trend Exponential Smoothing	1488	2,433	0,927
Log Linear (Holt) Exponential Smoothing	1504	2,447	0,927
Doble(Brown) Exponential Smoothing	1578	2,608	0,892
ARIMA(2;1;1)	1543	2,637	0,91
Random Walk with Drift	1540	2,595	0,893
Simple Exponential Smoothing	1598	2,659	0,896
ARIMA(1;1;1)	1710	2,64	0,961
IAR(1;1)	1596	2,626	0,891
IMA(1;1)	1648	2,665	0,89
Log Simple Exponential Smoothing	1596	2,639	0,894
I(1)	1691	3,214	0,881
Log Linear Trend	7112	8,518	0,753

Таблиця 2

Оцінка моделей спадаючої частини часового ряду мережевих запитів під час події

Модель	Середньоквадратична помилка	Середня абсолютна відсоткова помилка
Log Linear (Holt) Exponential Smoothing	1879	3,03
Log Damped Trend Exponential Smoothing	1923	2,99
Log Random Walk with Drift	2140	3,24
Random Walk with Drift	2348	3,84
Damped Trend Exponential Smoothing	1869	3,11
IMA(1;1)	2350	3,61
IMA(1;2)	2159	3,43
Linear (Holt) Exponential Smoothing	1914	3,23
IAR(1;1)	2066	3,43
IAR(2;1)	2000	3,33
ARIMA(2;1;1)	1647*	3,28*
ARIMA(1;2;2)	2131*	3,51*

Моделі ARIMA(2;1;1) та ARIMA(1;2;2) в частині випадків застосувати було неможливо, тому результати, отримані для цих моделей (в табл. 2 позначені зірочкою), не є репрезентативними. Як видно з табл. 2, найменшу середньоквадратичну помилку мають моделі експоненційного згладжування з урахуванням тренда.

Для частини часового ряду мережевих запитів до хмарного застосунку, що була класифікована як ділянки між подіями, характерна добова періодичність. Для того, щоб вилучення частин часового ряду, під час яких відбуваються події, не порушувало періодичності, утворені проміжки було заповнено значеннями часового ряду безпосередньо перед подією (див. рис. 1). Оцінки застосування моделей прогнозування до цієї частини часового ряду наведено в табл. 3.

Критерії середньоквадратичного відхилення та середньої абсолютної відсоткової похибки надали різні результати. За комбінацією значень критеріїв була обрана модель авторегресії-проінтегрованого ковзаючого середнього з урахуванням періодичності ARIMA(0;1;1)(1;0;0).

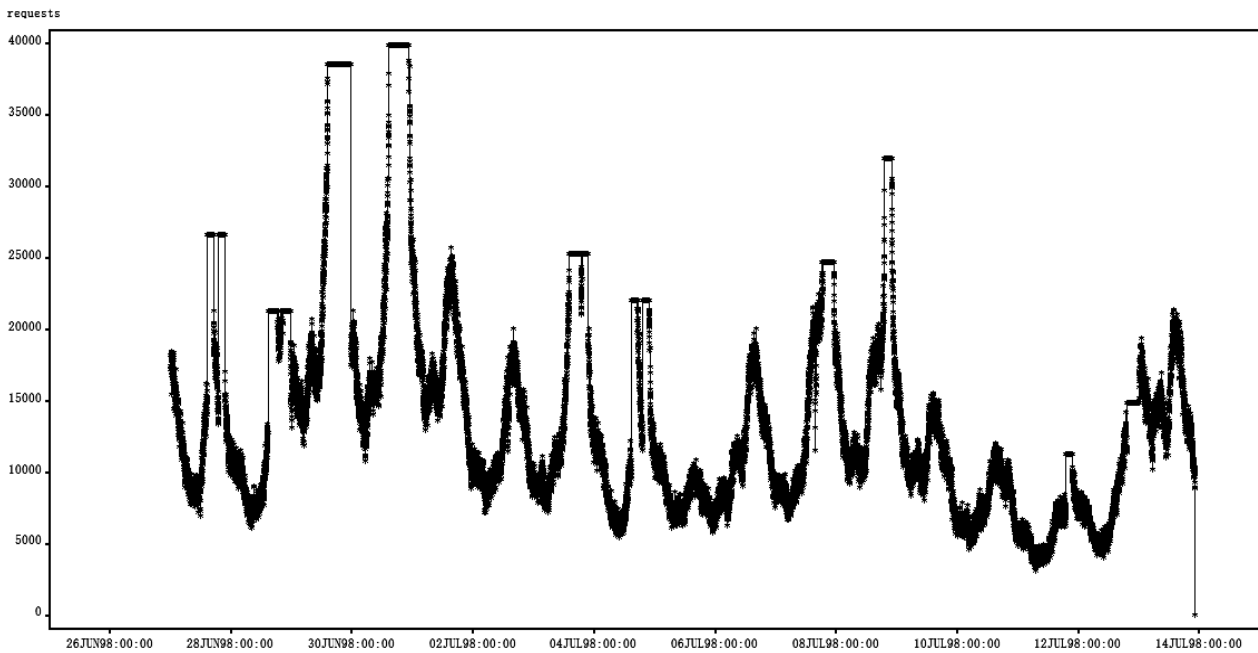


Рис. 1. Часовий ряд мережевих запитів до хмарного застосунку між подіями

Таблиця 3

Оцінювання моделей прогнозування кількості мережевих запитів між подіями

Модель	Середньоквадратична помилка	Середня абсолютна відсоткова помилка	Оцінка R ²
Seasonal Exponential Smoothing	576	4,42	0,995
Winters Method – Additive	576	4,42	0,995
ARIMA(0;1;1)(1;0;0)	577	4,4	0,995
Simple Exponential Smoothing	577	4,41	0,995
Damped Trend Exponential Smoothing	577	4,44	0,995
Winters Method – Multiplicative	577	4,43	0,995
Log Simple Exponential Smoothing	579	4,44	0,994
Log Seasonal Exponential Smoothing	580	4,46	0,994
ARIMA(2;0;0)(1;0;0)	583	4,47	0,994
Log ARIMA(2;0;0)(1;0;0)	584	4,53	0,994
Random Walk with Drift	595	12,48	0,994
ARIMA(0;1;1)	2672	51,93	0,883
Log ARIMA(0;1;1)	2708	51,63	0,88
Seasonal Dummy	7801	51,93	0
Log Seasonal Dummy	7801	51,63	0

Оцінимо моделі прогнозування, що описують весь наявний часовий ряд мережевих запитів, наведений на рис. 2.

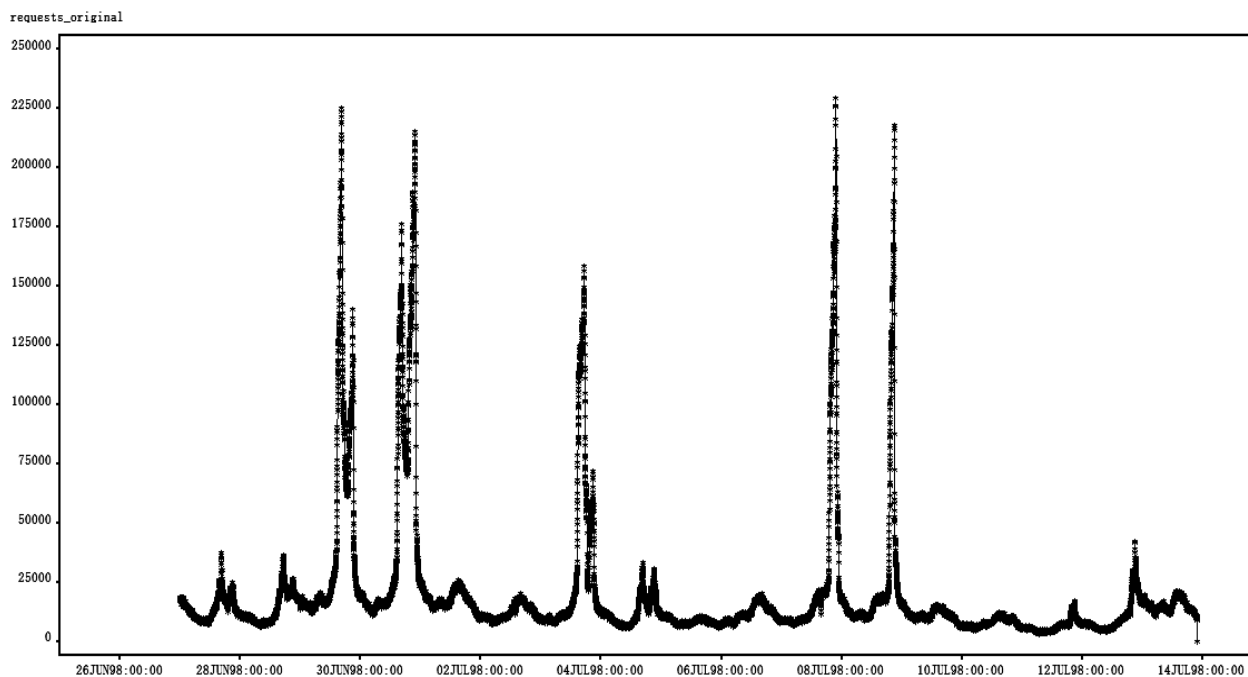


Рис. 2. Повний часовий ряд мережесвих запитів до хмарного застосунку

Результати оцінювання наведені в табл. 4.

Таблиця 4

Оцінювання моделей прогнозування часового ряду усіх мережесвих запитів

Модель	Середньоквадратична помилка	Середня абсолютна відсоткова помилка	Оцінка R ²
Log ARIMA(2;1;2)(0;1;1)	1367	5,29	0,997
Log Winters Method	1262	5,18	0,998
Log Seasonal Exponential Smoothing	1256	5,15	0,998
Log Damped Trend Exponential Smoothing	1248	5,15	0,998
Log Linear (Holt) Exponential Smoothing	1257	5,14	0,998
Log Linear Trend with Autoregressive Errors	1234	5,14	0,998
Log Simple Exponential Smoothing	1251	5,11	0,998
Log ARIMA(0;1;1)(1;0;0)	1251	5,07	0,998
Log ARIMA(0;1;2)(0;1;1)	1347	5,03	0,997
Log Winters Method	1267	4,93	0,998
Log ARIMA(2;0;0)(1;0;0)	1170	4,92	0,998
Log ARIMA(2;1;0)(0;1;1)	1246	4,92	0,998
Log Airline Model	1266	4,92	0,998
Simple Exponential Smoothing	1104	4,85	0,998
Random Walk with Drift	1104	4,85	0,998
Seasonal Exponential Smoothing	1103	4,84	0,998
Log Random Walk with Drift	1106	4,82	0,998
Log Double (Brown) Exponential Smoothing	1325	4,81	0,998
ARIMA(0;1;1)(1;0;0)	1044	4,81	0,998
Damped Trend Exponential Smoothing	1089	4,81	0,998
Linear (Holt) Exponential Smoothing	1064	4,81	0,998
Winters Method – Multiplicative	1057	4,81	0,998
ARIMA(2;0;0)(1;0;0)	1083	4,81	0,998
Winters Method – Additive	1063	4,8	0,998
Linear Trend with Autoregressive Errors	1066	4,8	0,998
Double (Brown) Exponential Smoothing	1086	4,78	0,998

Як видно з табл. 4, за критеріями середньоквадратичної помилки та середньої абсолютної відсоткової помилки найкращі результати надають моделі ARIMA(0;1;1)(1;0;0), мультиплікативна модель Вінтера та експоненційного згладжування з урахуванням загасаючого тренда.

Порівняння результатів підбору моделей показує, що класифікації фрагментів часового ряду мережевих запитів до хмарного застосунку з подальшою побудовою окремої моделі прогнозування для кожного класу, дає змогу отримати моделі, що дозволяють побудувати точніший (мінімальна абсолютна відсоткова помилка – 2,43; 2,99; 4,4 залежно від класу) прогноз кількості мережевих запитів порівняно з використанням моделей, що описують весь часовий ряд мережевих запитів до хмарного застосунку (мінімальна абсолютна відсоткова помилка 4,78).

Результати прогнозування

У результаті проведених досліджень було розроблено метод прогнозування кількості мережевих запитів, що ґрунтується на використанні одного з досліджених методів прогнозування залежно від результатів класифікації поточного режиму роботи мережевого застосунку. Розроблений метод можна подати у вигляді

$$Y_{T+k|T} = F(S_T, C),$$

$$F(S_T, C) = \begin{cases} HOLT(S_T), & \text{якщо } CL(S_T, C) \in [1; 2] \\ ARIMA(0;1;1)(1;0;0)(S_T), & \text{якщо } CL(S_T, C) = 0 \end{cases}$$

$$CL(S_T, C) = \begin{cases} 0, & \text{якщо часовий ряд не має чітко визначеного тренда} \\ 1, & \text{якщо тренд часового ряду є зростаючим під час події} \\ 2, & \text{якщо тренд часового ряду є спадаючим після події.} \end{cases}$$

Для проведення прогнозування за допомогою розробленого методу була створена .NET бібліотека, що об'єднує функції класифікації режиму роботи мережевого застосунку та функції прогнозування, внутрішня реалізація яких написана мовою R та викликається з C# коду за допомогою бібліотеки R.NET [16].

Усього було проведено прогнозування в 291 точці часового ряду мережевих запитів, що описує чемпіонат світу з футболу 1998 р. Часовий ряд було згенеровано з бази даних мережевих запитів [17] так, щоб відстань між двома точками часового ряду становила одну хвилину. Прогнозування виконувалось на 15 кроків вперед. У результаті класифікації точок часового ряду 194 точки було віднесено до категорії стану роботи мережевого застосунку між подіями, 80 точок – до зростаючої частини часового ряду мережевих запитів під час події, 17 точок – до спадаючої частини часового ряду мережевих запитів під час події.

Результати прогнозування було порівняно з результатами методів експоненційного згладжування з урахуванням тренда (Holt), простого експоненційного згладжування (SES) та методом авторегресії-проінтегрованого ковзаючого середнього з та без урахування сезонності (ARIMA). Ці методи були вибрані як такі, що показали найточніший результат прогнозування. Порівняння результатів прогнозування наведено в табл. 5.

Таблиця 5

Середнє квадратичне відхилення під час прогнозування кількості мережевих запитів

Назва методу	Середнє квадратичне відхилення
ARIMA	7903
ARIMA з сезонністю	7890
SES	7237
Holt	7185
Комбінований метод	7022

Як видно з табл. 5, результати запропонованого комбінованого методу прогнозування є найточнішими з усіх перерахованих методів для часового ряду, що досліджувався. Отже, використання окремого методу прогнозування для кожного режиму роботи хмарного додатка збільшує точність прогнозування від 2,3 до 12 % порівняно з використанням класичних методів прогнозування.

Висновки і перспективи подальших наукових розвідок

У результаті проведених досліджень точності методів прогнозування часових рядів для прогнозування кількості мережевих запитів, що надходять до хмарного додатка в різних режимах його роботи, встановлено, що під час прогнозування в режимі зростаючого і спадаючого трафіку найбільшу точність показує метод експоненційного згладжування з урахуванням тренда. Під час прогнозування кількості мережевих запитів між подіями найбільшу точність має метод авторегресії проінтегрованого ковзаючого середнього з врахуванням добової сезонності.

Порівняємо точність прогнозування кількості мережевих запитів до хмарного застосування за допомогою розглянутих методів по окремоті та за допомогою комбінованого методу, що передбачає використання результатів прогнозування одного з розглянутих методів залежно від режиму роботи хмарного застосування. Показано, що точність прогнозування комбінованого методу вища за точність прогнозування розглянутих методів у середньому на 7 %.

1. Lorigo-Bostrán T. Auto-scaling techniques for elastic applications in cloud environments / T. Lorigo-Bostrán, J. Miguel-Alonso, J. A. Lozano // Department of Computer Architecture and Technology, University of Basque Country, Tech. Rep. – EHU-KAT-IK-09, 2012 – № 12. 2. Hyndman R. J. Forecasting: principles and practice / R. J. Hyndman, G. Athanasopoulos // OTexts – 2014. – ISBN 978-098-750-710-5. 3. Equations for the Smoothing Models [Електронний ресурс] – режим доступу: http://support.sas.com/documentation/cdl/en/etsug/63348/HTML/default/viewer.htm#etsug_tffordet_sect014.htm. 4. Айвазян С.А. Прикладная статистика. Основы эконометрики. Том 2. – М.: Юнити-Дана, 2001. – 432 с. – ISBN 5-238-00305-6. 5. Miao D. The periodic data traffic modeling based on multiplicative seasonal ARIMA model / D. Miao, X. Qin, W. Wang // Wireless Communications and Signal Processing (WCSP), 2014 / Sixth International Conference on IEEE, 2014. – С. 1–5. 6. Diagnostic Checks – MATLAB & Simulink [Електронний ресурс] – режим доступу: <http://www.mathworks.com/help/econ/compare-arma-models.html>. 7. Chaleampong Kongcharoen. Autoregressive Integrated Moving Average with Explanatory Variable (ARIMAX) Model for Thailand Export [Електронний ресурс] / Chaleampong Kongcharoen, Tapanee Kruangpradit // Faculty of Economics, Thammasat University – the 33rd International Symposium on Forecasting, Seoul – 2013 – режим доступу: http://forecasters.org/wp/wp-content/uploads/gravity_forms/7-2a51b93047891f1ec3608bdbd77ca58d/2013/07/Kongcharoen_Chaleampong_ISF2013.pdf. 8. Моделирование ARIMA – временного ряда средствами MatLab 6.0 Simulink [Електронний ресурс] – режим доступу: <http://www.excelprognost.narod.ru/arima.html>. 9. Руководство пользователя Mathcad – Функции регрессии. [Електронний ресурс] – режим доступу: http://www.exponenta.ru/soft/Mathcad/UsersGuide/chapter13/13_6.asp. 10. Microsoft Time Series Algorithm Technical Reference [Електронний ресурс] – режим доступу: <https://msdn.microsoft.com/en-us/library/bb677216.aspx>. 11. Meek C. Autoregressive Tree Models for Time-Series Analysis [Електронний ресурс] / C. Meek, D.M. Chickering, D. Heckerman // Microsoft Research – режим доступу: <http://go.microsoft.com/fwlink/?LinkId=45966>. 12. SAS/ETS Forecasting Models [Електронний ресурс] – режим доступу: <http://support.sas.com/rnd/app/ets/cap/forecasting/models.html>. 13. Econometrics and Time Series Analysis [Електронний ресурс] / SAS/ETS Software – режим доступу: http://www.sas.com/en_us/software/analytics/ets.html. 14. Automatic Model Fitting: SAS/ETS(R) 9.2 [Електронний ресурс] / Getting Started with Time Series Forecasting – режим доступу: http://support.sas.com/documentation/cdl/en/etsug/60372/HTML/default/viewer.htm#etsug_tfstart_sect012.htm. 15. Вибір моделі прогнозування часового ряду [Електронний ресурс] – режим доступу: http://support.sas.com/documentation/cdl/en/etsug/63348/HTML/default/viewer.htm#etsug_arima_sect005.htm. 16. R.NET [Електронний ресурс] – режим доступу: <https://rdotnet.codeplex.com/>. 17. 1998 World Cup Web Site Access Logs [Електронний ресурс] – режим доступу: <http://ita.ee.lbl.gov/html/contrib/WorldCup.html>. 18. Яковина В. С. Прогнозування відмов програмного забезпечення з використанням нейронної мережі на основі радіально-базисних функцій // Вісник Нац. ун-ту “Львівська політехніка” – 2014 – № 805 – С. 230–236 – ISSN 0321-0499. 19. Бігун Г. В. Інформаційна технологія рекурентного аналізу часових послідовностей // Вісник Нац. ун-ту “Львівська політехніка” – 2014 – № 805 – С. 37–46 – ISSN 0321-0499. 20. Литвин В. В. Аналіз методик розвитку віртуалізації для технології CLOUD COMPUTING / В. В. Литвин, І. О. Бобик, Д. І. Угрин, С. Ф. Шевчук // Вісник Нац. ун-ту “Львівська політехніка”. – 2012. – № 743 : Інформаційні системи та мережі. – С. 104–113 – ISSN 0321-0499.