

**MINISTRY OF EDUCATION AND SCIENCE OF UKRAINE
SUMY STATE UNIVERSITY
UKRAINIAN FEDERATION OF INFORMATICS**

**PROCEEDINGS
OF THE IV INTERNATIONAL SCIENTIFIC
CONFERENCE
ADVANCED INFORMATION
SYSTEMS AND TECHNOLOGIES
AIST-2016**



**May 25 –27, 2016
Sumy, Ukraine**

Cloud Application Working Mode Classification Criteria

Andriy Kozachuk

Vinnytsia National Technical University, Ukraine, kozachuk35@rambler.ru

Abstract. Classification criteria that classifies current working mode of a cloud application with variable load peaks was formed. Introduced criteria allows to differentiate three classes of cloud application states. The criteria is based on Page-Hinkley method and is improved by using a calendar of events that can cause load peaks to increase precision of forecasting of a cloud application state.

Keywords. Cloud Computing, Cloud Application Working Mode, Page–Hinkley Criteria .

ВСТУП

Вибір моделі прогнозування стану хмарного застосунку, що виконується при прийнятті рішень щодо масштабування хмарного застосунку, залежить від режиму його роботи. Тому актуальним є задача розробки критерія класифікації режиму роботи хмарного застосунку з урахуванням інформації про його завантаженість за певний період часу.

КРИТЕРІЙ КЛАСИФІКАЦІЇ РЕЖИМУ РОБОТИ ХМАРНОГО ЗАСТОСУНКУ

При прийнятті рішень щодо масштабування хмарного застосунку слід враховувати його поточний режим роботи та клас, до якого він відноситься. Це в свою чергу вимагає розробки відповідного критерія класифікації. Поточний режим роботи хмарного застосунку може відноситись до таких класів:

1. Режим, в якому відсутні піки навантаження та відсутній тренд.
2. Режим, в якому наявні піки навантаження та зростаючий тренд.
3. Режим, в якому наявні піки навантаження та спадаючий тренд.

Для визначення наявності піку навантаження доцільно використовувати метод, що не потребує навчальної вибірки,

орієнтований на швидке виявлення подій при швидкому збільшенні кількості мережевих запитів до хмарного застосунку. Таким вимогам відповідає метод Пейдж-Хінклі [1]. Даний метод передбачає розрахунок агрегуючого значення m_T часового ряду мережевих запитів до хмарного застосунку (1).

$$m_T = \sum_{t=t_0}^T \left| \epsilon_t - \bar{x}_T - \delta \right|, \quad (1)$$

де \bar{x}_T – середнє значення часового ряду в момент часу T , ($t_0 = 1$) – індекс першого елементу часового ряду, δ – магнітуда.

Використання методу Пейдж-Хінклі передбачає розрахунок мінімального значення $M_T = \min(\epsilon_{t_0}, \dots, \epsilon_{t_{no}})$ із всіх значень ϵ_t за проміжок часу, що підлягає аналізу. Метод передбачає, що пік навантаження виникає за умови (2).

$$(m_T - M_T) > \pi, \quad (2)$$

де π – порогове значення, що зазвичай встановлюється пропорційним середньо-квадратичному відхиленню (δ) часового ряду, що розглядається (3).

$$\pi = 4\sigma/\delta. \quad (3)$$

Пік навантаження закінчується при виконанні умови (4).

$$\bar{x}_t \leq \bar{x}_{[t_0; t_{no}]}, \quad (4)$$

де t_{no} – крок часу, що відповідає початку поточного піку навантаження, $\bar{x}_{[t_0; t_{no}]}$ – середнє значення часового ряду на проміжку $[t_0; t_{no}]$.

Для класифікації режиму роботи хмарного застосунку необхідно, крім визначення піків навантаження, врахувати режими роботи під

час означеніх піків, а саме режим із зростанням чи режим із спаданням кількості мережевих запитів. Метод порівняння локальних максимумів [2] дозволяє визначити напрям тренду часовогого ряду та полягає в співставленні значень останнього $LocMax(X, 0)$ та передостаннього $LocMax(X, 1)$ локального максимума часовогого ряду X . Якщо при цьому останній локальний максимум більший за передостанній, то хмарний застосунок знаходиться в режимі зростаючого числа мережевих запитів під час піку навантаження, інакше – в режимі спадаючої кількості мережевих запитів під час піку навантаження. Порівняння з третім і подальшим локальними максимумами дозволяє збільшити точність визначення тренду часовогого ряду, але характеризується більшим інерційним періодом з врахуванням необхідної кількості елементів після повороту тренду. Враховуючи те, що тривалість піку навантаження в хмарних застосунках є короткою, оперативність виявлення розвороту тренду є пріоритетною, використовуватиметься порівняння лише двох останніх локальних максимумів.

Для визначення локального максимуму часовогого ряду мережевих запитів до хмарного застосунку використаємо рекурсивний алгоритм $LocMax(X, K)$, де X – часовий ряд, K – номер локального максимуму. Цей алгоритм може бути уточненім за рахунок використання календаря подій, що можуть привести до виникнення піків навантаження. Календар подій може бути представлений множиною пар (5).

$$C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}, \quad (5)$$

де $c_i = (t_i, d_i)$ – подія, представлена часом початку t_i та тривалістю d_i . Тоді подія настає при виконанні умови ε_i (6,7).

$$\varepsilon_i = \{c \geq t_i\} \wedge \{c < t_i + d_i\} \quad (6)$$

$$\{c, d_i\} = c, \exists c \in C. \quad (7)$$

Однак, класифікація режимів роботи хмарного застосунку на основі лише календарних даних може привести до неврахування помилок та відсутніх у календарі піків навантаження, а тому

доцільним є врахування в критерії класифікації як значення часовогого ряду, так і календаря подій.

Отже, критерій класифікації режиму роботи хмарного застосунку може бути визначеним співвідношеннями (8 - 13).

$$m_{T,c0} = \sum_{t=t_0}^T |c_t - \bar{x}_T - \partial_{c0}|, \quad (8)$$

$$m_{T,c1} = \sum_{t=t_0}^T |c_t - \bar{x}_T - \partial_{c1}|, \quad (9)$$

$$m_{T,c0} - M_{T,c0} > \pi_{c0} | \neg \varepsilon, \quad (10)$$

$$m_{T,c1} - M_{T,c1} > \pi_{c1} | \varepsilon, \quad (11)$$

$$\partial_{c0} > \partial_{c1}, \quad (12)$$

$$\varepsilon = \varepsilon_1 \vee \varepsilon_2 \vee \varepsilon_3 \dots, \quad (13)$$

де $m_{T,c0}, M_{T,c0}, \pi_{c0}$ – поточне агреговане значення часовогого ряду, мінімальне агреговане значення та порогове значення для будь-якої точки T часовогого ряду, яка не потрапляє в календар подій, $m_{T,c1}, M_{T,c1}, \pi_{c1}$ – поточне агреговане значення часовогого ряду, мінімальне агреговане значення та порогове значення для будь-якої точки T часовогого ряду, яка потрапляє в календар подій. ∂_{c0} та ∂_{c1} – магнітуди для двох вищезгаданих режимів.

ВИСНОВКИ

Таким чином, було сформовано критерій віднесення поточного режиму роботи хмарного застосунку до одного з трьох класів, що базується на методі Пейдж-Хінклі.

REFERENCES

- [1] G. Andrienko. Extracting Events from Spatial Time Series/ Gennady Andrienko, Natalia Andrienko, Martin Mladenov, Michael Mock, Christian Poelitz Fraunhofer IAIS and University of Bonn, Germany – Available: <http://geoanalytics.net/and/papers/iv10.pdf>
- [2] Trekneshu A. I. Programmatic identification of key figures and forecasting of trends of stock exchange rates by extreme features based on sorting algorithms: dissertation – Taganrog, 2014, 168 p.