

УДК 621.391:681.5

Аналітична модель інтелектуальної надбудови NGN з урахуванням самоподібності трафіку

Н. О. Князева¹, С. В. Шестопалов², Т. В. Кунуп³

Одеська національна академія харчових технологій, вул. Канатна 112, Одеса, 65082, Україна

✉ e-mail: ¹ knyazeva@ukr.net; ² sshestopalov1984@gmail.com; ³ ttvv@ukr.net

ORCID: ¹ <http://orcid.org/0000-0002-1523-6775>; ² <http://orcid.org/0000-0001-8941-4610>

З появою мультисервісних мереж з'явилися інтелектуальні сервіси (INS) і, відповідно, новий тип трафіку. Протягом довгого часу вважалося, що мережний трафік відповідає пуасонівським процесам, але подальші дослідження довели, що в трафіку деяких мереж наявний ефект самоподібності. Через властивості самоподібного трафіку традиційні методи розрахунку характеристик функціонування мереж дають занадто оптимістичні результати і призводять до недооцінки реального навантаження. Виникає актуальне питання визначення наявності ефекту самоподібності трафіку, що містить заявки на INS, а також урахування цього ефекту при формуванні аналітичної моделі інтелектуальної надбудови NGN (Next Generation Network). Саме цим питанням присвячена дана робота. На основі аналізу існуючих методів розрахунку показника Херста, що надає можливість визначити характер трафіку, обрано R/S метод, оскільки його використання дозволяє аналізувати велику кількість даних, а також не містить занадто великого обсягу обчислень. Даний метод реалізований за допомогою програми AutoSignal. Виходячи з аналізу отриманих результатів можна стверджувати, що трафік, що містить заявки на INS – це самоподібний процес. Ефект самоподібності проявляється в широкому діапазоні часу – від декількох годин до року. Проведені дослідження характеру трафіку визначили можливість вирішення актуальної задачі – розробки аналітичної моделі інтелектуальної надбудови NGN, яка відповідає за управління наданням INS, з урахуванням самоподібності трафіку. Для побудови аналітичної моделі інтелектуальної надбудови було використано апарат теорії масового обслуговування. Запропонована аналітична модель інтелектуальної надбудови, яка ураховує самоподібність потоку заявок на INS, надає можливість визначити потрібні мережні ресурси для забезпечення необхідного значення ефективності управління наданням INS.

Ключові слова: NGN; мультисервісна мережа; показник Херста; R/S метод; аналітична модель.

© The Author(s) 2018. This article is an open access publication

This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY)

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Вступ

Протягом довгого часу вважалося, що мережний трафік відповідає пуасонівським процесам. Стандартні методи мережних розрахунків і моделювання, засновані на пуасонівських моделях, припускали, що всі виклики, що надійшли в досліджувану систему, взаємно незалежні і інтервали часу між двома наступними викликами, що надходять, розподілені згідно експоненціальному закону.

Подальші дослідження довели, що в трафіку деяких мереж наявний ефект самоподібності. В першу чергу це стосується IP-телефонії. Властивість самоподібності було знайдено в трафіку різних рівнів моделі OSI – транспортного (TCP / UDP / SCTP) і прикладного (FTP, Telnet, HTTP, RTP) [1].

Самоподібний трафік має повільно спадаючу автокореляційну функцію, щільність розподілу ймовірності інтервалів між моментами приходу двох послідовних викликів підпорядковується степеневим законам. Одна з важливих властивостей самоподібності трафіку – збереження своєї структури в різні масштаби часу. Через такі властивості самоподібного трафіку традиційні методи розрахунку характеристик функціонування мереж дають занадто оптимістичні результати і призводять до недооцінки реального навантаження.

Самоподібність більшості видів трафіку вже доведена. Даному питанню присвячені роботи низки вчених: А. Рослякова [1], Л. Кириченко, Д. Агеєва, Б. Цибакова [2], М. Taqqu [3], В. Willinger [3], D. Wilson та ін.

З появою мультисервісних мереж, таких як NGN (Next Generation Network), та нової специфікації передачі мультимедійного вмісту в електрозв'язку на основі протоколу IP – IMS (IP Multimedia Subsystem), з'являються інтелектуальні сервіси (IC) і, відповідно, новий тип трафіку. Виникає актуальне питання визначення наявності ефекту самоподібності трафіку, що містить заявки на IC, а також урахування цього ефекту при формуванні аналітичної моделі інтелектуальної надбудови NGN. Саме цим питанням і присвячена дана робота.

1 Методи розрахунку показника Херста

Для доведення самоподібності трафіку використовують показник Херста (Herst) – H . Значенням показника Херста, близьким до 0.5, відповідають стохастичні ряди. Показник Херста, близький до 1, свідчить про те, що даний часовий ряд породжений деякою хаотичною системою. Таким чином у випадку коли $H \leq 0.5$ маємо несамоподібний трафік, що відповідає пуасонівським

процесам. Якщо ж $0.5 < H < 1$ – в трафіку наявний ефект самоподібності.

На сьогоднішній день існує декілька методів, що дозволяють для вхідного часового ряду розрахувати показник Херста.

А. Метод дисперсійного аналізу

Це метод статистичної оцінки надійності прояву залежності результативної ознаки від одного або декількох факторів. За допомогою методу дисперсійного аналізу проводиться перевірка статистичних гіпотез відносно середніх в кількох генеральних сукупностях, які мають нормальний розподіл. Принципова схема дисперсійного аналізу включає встановлення основних джерел варіювання результативної ознаки і визначення обсягів варіації (сум квадратів відхилень) за джерелами її утворення; визначення числа ступенів свободи, що відповідають компонентам загальної варіації; обчислення дисперсій як відношення відповідних обсягів варіації до їх числа ступенів свободи; аналіз співвідношень між дисперсіями; оцінку ймовірності різниці між середніми і формулювання висновків [4].

Дисперсія агрегованого процесу може бути обчислена в такий спосіб [4]:

$$\sigma_m^2 = \sigma^2 / m^\beta, \quad (1)$$

де $0 < \beta < 1$; $\beta = 2 - 2H$.

Виконавши логарифмування обох частин рівності (1), отримуємо:

$$\sigma_m^2 = \sigma^2 / m^\beta. \quad (2)$$

Припускаючи, що $\log(\sigma^2)$ – константа, яка не залежить від m , можна знайти значення $(-\beta)$ в якості нахилу прямої, знайденої за методом найменших квадратів з точок, що представляють собою графік залежності $\log(\sigma^2)$ від $\log(m)$. Знаючи оцінку β , можна знайти і значення $H = t - \beta/2$. Варто зазначити, що даний метод дає дуже грубу оцінку параметра H .

В. Періодограмний метод

Це один із методів непараметричного спектрального аналізу. Метод визначення величини H на основі періодограмного аналізу полягає в наступному. Для самоподібного випадкового процесу $X = \{X_i\}$ обчислюється періодограма за формулою (3) [5]:

$$I_N(\omega) = \frac{1}{2\pi N} \left| \sum_{k=1}^N x_k e^{jk\omega} \right|^2, \quad \omega \in [0; \pi], \quad (3)$$

де N – довжина часового ряду.

З огляду на те, що самоподібність впливає на характер спектру $S(\omega)$ при $\omega \rightarrow 0$, повинен виходити графік залежності спектральної щільності виду (4) [5]:

$$I_N(\omega) \approx [\omega]^{1-2H}, \quad \text{при } \omega \rightarrow 0. \quad (4)$$

З останнього виразу випливає, що безліч випадкових точок $(\log[I_N(\omega)]; \log(\omega))$ розташовуватиметься лі-

нійно з коефіцієнтом нахилу лінії $1 - 2H$. На практиці для обчислення оцінки повинні використовуватися тільки нижні 10% частот, тому що описана вище поведінка справедлива тільки для області частот, близьких до нуля. Основним недоліком даного методу є великий обсяг обчислень при побудові оцінки показника Херста.

С. Метод абсолютних моментів

При невеликому обсязі обчислень дає досить точні результати. Методика перевірки наступна: вихідна послідовність X з довжиною N розділяється на блоки з довжиною m . На межах блоку послідовність має середнє значення, яке визначається у відповідності з виразом (5) [6]:

$$\bar{X}(k) = \frac{1}{m} \sum_{i=(k-1)m+1}^{km} X_i, \quad k = 1, 2, \dots, \lfloor N/m \rfloor. \quad (5)$$

Для кожного блоку необхідно розрахувати дисперсію $X^{(m)}$ і математичне очікування \bar{X} для всієї послідовності. Після цього для кожного блоку визначається момент n (6) [6]:

$$D_n^{(m)} = \frac{1}{N/m} \sum_{k=1}^{N/m} |X^{(m)}(k) - \bar{X}^n|. \quad (6)$$

У даному виразі $n=1$ (абсолютно середнє значення). Далі будується графік в логарифмічному масштабі – залежність абсолютних моментів для послідовності від m . Після чого по знайденим точкам розраховується апроксимуюча пряма по методу мінімального середньоквадратичного відхилення від експериментальних даних. Далі необхідно знайти кут нахилу апроксимуючої прямої β . За отриманим значенням β можна знайти коефіцієнт самоподібності $H = 1 - \beta$. Необхідно, щоб довжина кожного блоку і число блоків були великими.

Д. Метод Віттла

Агрегована оцінка Віттла (Whittle) [7] забезпечує отримання більш точної оцінки показника Херста H . Застосовується у випадку великої довжини часового ряду. Ідея полягає в об'єднанні даних, що створюють нові, коротші ряди (7):

$$X_i^{(m)} := \frac{1}{m} \sum_{j=m(j-1)+1}^{mi} X_j. \quad (7)$$

Коротші ряди збільшують стандартне відхилення оцінки. Однак, якщо рівень агрегації m досить високий і присутня довготривала залежність, тоді новий ряд наблизиться до фрактального гаусівського шуму (ФГШ). В такому випадку, у часовому ряді з базовою моделлю (ФГШ) може застосовуватись оцінка Віттла.

Важливою особливістю даного, не графічного методу, є те, що він передбачає, що досліджуваний процес – самоподібний, але з невідомим параметром H , і дає оцінку цього параметра з певною точністю. В даному методі використовується спектральна щільність $S(\omega, H)$ відомої моделі самоподібного процесу, fbm – фрактального броунівського процесу. Параметр Херста оцінюється шляхом підбору його значення, яке мінімізує вираз Віттла (7).

Е. R/S метод

Часто на практиці вивчаються системи, що не є нормально-розподіленими або близькими до них. Для аналізу таких систем Херстом був запропонований метод нормованого розмаху (R/S метод) [8]. Головним чином цей метод дозволяє розрізнити випадковий і фрактальний (самоподібний) часові ряди, а також робити висновки про наявність неперіодичних циклів, довготривалої пам'яті, і т.д.

R/S метод полягає в наступному [8]:

Нехай наданий вхідний ряд інтенсивності потоку трафіку S_t . Необхідно розрахувати логарифмічне відношення (8):

$$N_t = \ln \frac{S_t}{S_{t-1}}. \quad (8)$$

На наступному кроці необхідно розділити ряд N на A суміжних періодів довжиною n . Позначити кожний період I_a , де $a = 1, 2, \dots, A$. Далі необхідно визначити для кожного I_a середнє значення (9):

$$E(I_a) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n N_{k,a}. \quad (9)$$

Після цього треба знайти відхилення від середнього значення для кожного I_a (10):

$$X_{k,a} = \sum_{i=1}^k (N_{i,a} - E(I_a)). \quad (10)$$

Далі розраховується розмах в межах кожного періоду (11):

$$R_{I_a} = \max(X_{k,a}) - \min(X_{k,a}). \quad (11)$$

На наступному кроці розраховується стандартне відхилення для кожного періоду I_a (12):

$$S_{I_a} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (N_{k,a} - E(I_a))^2}. \quad (12)$$

Потім кожен R_{I_a} необхідно поділити на S_{I_a} та розрахувати середнє значення R/S (13):

$$R/S(n) = \frac{\sum_{a=1}^A R/S(A)}{A}. \quad (13)$$

Далі необхідно збільшити n і повторювати алгоритм доти, поки $m \leq N/2$.

Після цього будуємо графік залежності $\log(R/S(n))$ від $\log(n)$ та знаходимо регресію вигляду (14):

$$\log(R/S(n)) = H \log(n) + c, \quad (14)$$

де H – показник Херста (рисунок 1 [8]).

Далі необхідно перевірити отриманий результат на значимість. Для цього перевіряється гіпотеза про те, що аналізована структура є нормально-розподіленою. Якщо R/S є випадковими змінними, нормально розподіленими, тоді можна припустити, що значення H також розподілені нормально. Асимптотичною межею для незалежного процесу є показник Херста, рівний 0,5.

Еніс і Ллойд, а також Петерс запропонували використовувати такі очікувані показники R/S (15) [8]:

$$E(R/S(n)) = \frac{n-0.5}{n} \cdot \left(n \cdot \frac{\pi}{2}\right)^{-0.5} \cdot \sum_{r=1}^{n-r} \sqrt{\frac{n-r}{n}}. \quad (15)$$

Для n спостережень далі можна знайти очікуваний показник Херста $E(H)$.

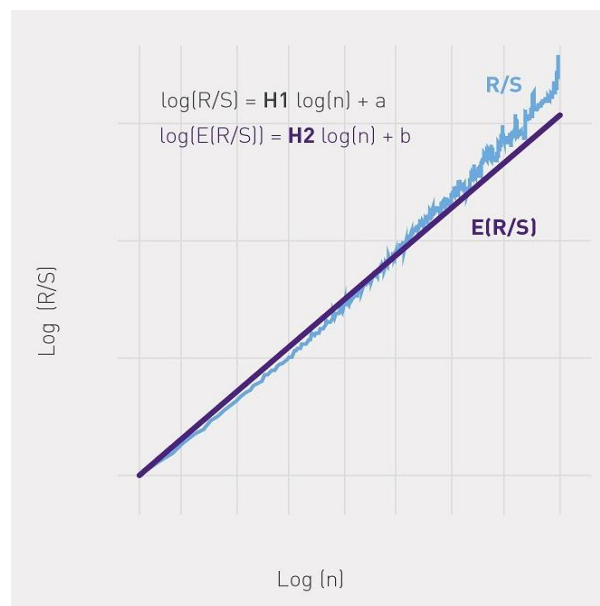


Рисунок 1 – Графік залежності $\log(R/S(n))$ від $\log(n)$

Існують також інші методи оцінки параметра Херста. Наприклад, метод Ербі-Вітча, вейвлет аналіз і метод дисперсії залишків.

В даній роботі пропонується застосувати R/S метод, оскільки його використання дозволяє аналізувати велику кількість даних, а також не містить занадто великого обсягу обчислень при побудові оцінки показника Херста. Разом з тим незначна похибка при розрахунку показника Херста H R/S методом суттєво не впливає на результат. Крім того, існує спеціальне програмне забезпечення для реалізації R/S методу.

2 Самоподібність трафіку, що містить заявки на інтелектуальні сервіси

Аналіз проводився в мережі компанії «Х», яка постачає послуги хостингу сайтів. Максимальна швидкість передачі даних в мережі дорівнює 100 Mbit/s. Аналізувалися дані для серверу, котрий надає ІС. Основна увага приділялася ІС «Телеголосування».

Апаратне забезпечення системи:

- CPU Intel(R) Xeon(R) CPU E3-1230 v3;
- RAM 16 ГБ;
- NET 100 mbit/s.

Програмне забезпечення системи:

- OS Ubuntu 14.04.4 LTS;
- Web Server Apache 2.4.7;
- Language php 5.5.

Результати вимірювань трафіку були отримані за допомогою програми Zabbix. Дані збиралися протягом року, 24 години на добу (рисунок 2). Для подальшого аналізу отримані дані були розділені на групи: трафік протягом місяця, протягом тижня, за добу.

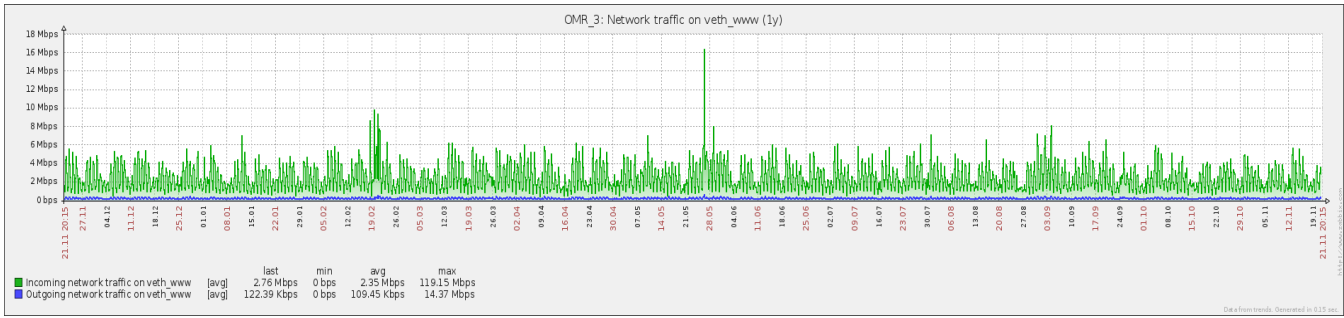


Рисунок 2 – Вхідний та вихідний трафіки за рік

Припускаємо, що трафік є самоподібним. Мета – довести це твердження. Для цього скористаємося R/S методом.

Даний метод реалізований за допомогою програми AutoSignal.

За допомогою даної програми були побудовані графіки залежності $\log(R/S(n))$ від $\log(n)$ і був визначений параметр Херста для кожного дня тижня, неділі, місяця, року.

Значення коефіцієнта Херста, розраховані за допомогою R/S методу для кожного дня тижня, представлені в таблиці 1. Як видно з таблиці, і вхідний трафік і вихідний трафік кожного дня мають властивість самоподібності.

Таблиця 1 – Коефіцієнт Херста по дням тижня

Дані за тиждень	Коефіцієнт Херста	
	Вхідний трафік	Вихідний трафік
Понеділок	0.75	0.73
Вівторок	0.76	0.75
Середа	0.83	0.71
Четвер	0.82	0.77
П'ятниця	0.80	0.75
Субота	0.77	0.71
Неділя	0.79	0.69

Для аналізу трафіку впродовж місяця було обрано місяць листопад. Як видно з таблиці 2, значення показника Херста H завжди більше 0,5. Отже трафік також самоподібний.

Таблиця 2 – Коефіцієнт Херста по тижням місяця

Дані за місяць (листопад)	Коефіцієнт Херста	
	Вхідний трафік	Вихідний трафік
Перший тиждень	0.56	0.68
Другий тиждень	0.64	0.57
Третій тиждень	0.72	0.75
Четвертий тиждень	0.70	0.77

Аналізуючи таблицю 3, можна стверджувати, що і вхідний і вихідний трафік кожного місяця мають властивість самоподібності.

Таблиця 3 – Коефіцієнт Херста по місяцям року

Дані за рік	Коефіцієнт Херста	
	Вхідний трафік	Вихідний трафік
Січень	0.70	0.73
Лютий	0.70	0.76
Березень	0.67	0.66
Квітень	0.72	0.72
Травень	0.53	0.57
Червень	0.68	0.54
Липень	0.74	0.74
Серпень	0.65	0.68
Вересень	0.68	0.73
Жовтень	0.70	0.79
Листопад	0.66	0.68
Грудень	0.70	0.75

Для вхідного та вихідного трафіку за рік представлено графіки залежності $\log(R/S(n))$ від $\log(n)$ на рисунку 3 та рисунку 4.

Показник Херста H в обох випадках приблизно дорівнює 0,69. А отже річний трафік також є самоподібним.



Рисунок 3 – Графік залежності $\log(R/S(n))$ від $\log(n)$ вхідного трафіка за рік

Виходячи з аналізу наведених таблиць, можна стверджувати, що трафік, що містить заявки на ІС (в даному випадку ІС «Телеголосування»), – це самоподібний процес. Ефект самоподібності проявляється в широкому діапазоні часу – від декількох годин до року.

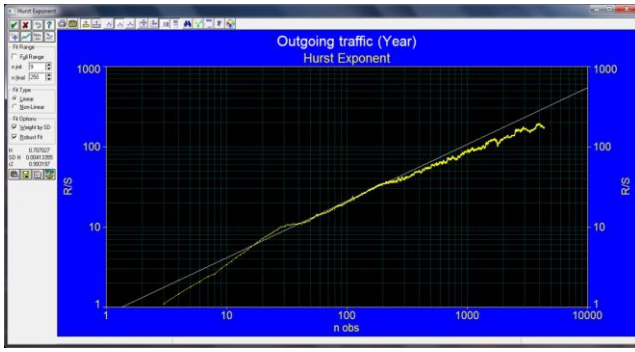


Рисунок 4 – Графік залежності $\log(R/S(n))$ від $\log(n)$ вихідного трафіка за рік

Проведені дослідження характеру трафіку, що містить заявки на ІС, визначили можливість вирішення актуальної задачі – розробки аналітичної моделі інтелектуальної надбудови (ІН) NGN, яка відповідає за управління наданням ІС, з урахуванням самоподібності потоку заявок на ІС.

3 Аналітична модель інтелектуальної надбудови NGN з урахуванням самоподібності трафіку

Для побудови аналітичної моделі ІН доцільно скористатися підходами теорії масового обслуговування. При формуванні аналітичної моделі ІН будемо брати до уваги самоподібність потоку заявок на ІС.

Представимо ІН як систему масового обслуговування (СМО) виду $M/M/1/N$.

Будемо спочатку вважати, що в ІН надходить однорідний потік заявок. Тоді рівень додатків можна описати у вигляді наступної СМО:

1. Система (рисунок 5) містить один обслуговуючий прилад (П) та є *одноканальною*.

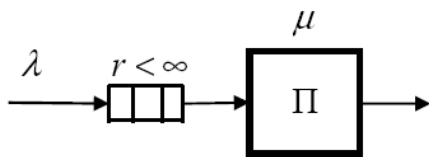


Рисунок 5 – СМО з накопичувачем обмеженої ємкості

2. Потік заявок, що надходить в систему, *однорідний*. Хоча й існують заявки декількох класів, однак поки що вважатимемо, що λ та μ для них однакові (λ – інтенсивність надходження заявок, μ – інтенсивність обслуговування заявок).

3. Тривалість обслуговування заявок в приладі – величина *випадкова*.

4. Перед приладом є r місць для заявок, очікуючих на обслуговування і утворюючих чергу, тобто в системі є накопичувач *обмеженої* ємкості: $r = N$.

Припущення:

1. Тривалість обслуговування заявок в приладі розподілена по *експоненціальному* закону з інтенсивністю $\mu = 1/b$, де b – середня тривалість обслуговування заявок в приладі.

2. Дисципліна буферизації – з *втратами*: заявка, що надійшла в систему і застала накопичувач заповненим, втрачається.

Дисципліна обслуговування – в *порядку надходження* за правилом «першим прийшов – першим обслужений» (*FIFO*).

Для врахування самоподібності трафіку введемо функцію $f(H)$, котра залежить від коефіцієнта самоподібності H (коефіцієнта Херста) і визначається як $f(H) = 2H$ [9].

Розрахуємо показники ІН [10]:

Завантаження системи ρ :

$$\rho = \frac{\alpha \cdot \lambda}{\mu}, \tag{16}$$

де α – доля обслуженого трафіка.

$$\alpha = \frac{\lambda'}{\lambda}. \tag{17}$$

Інтенсивність потоку обслужених заявок:

$$\lambda' = (1 - \overline{P_b}) \cdot \lambda. \tag{18}$$

Середня довжина черги \overline{L} :

$$\overline{L} = \frac{\frac{\rho}{\pi} f(H)}{1 - \left[\frac{\rho}{\pi} f(H)\right]^{N+2}} \cdot \frac{\left\{1 - (N+1) \left[\frac{\rho}{\pi} f(H)\right]^N + N \left[\frac{\rho}{\pi} f(H)\right]^{N+1}\right\}}{1 - \frac{\rho}{\pi} f(H)}, \tag{19}$$

де π – ймовірність відсутності повторного запиту на ІС.

Загальний час обслуговування заявки на ІС $\overline{T_{об}}$:

$$\overline{T_{об}} = \frac{\overline{L}}{\lambda f(H)} + \frac{1}{\mu} = \frac{\frac{1}{\pi \mu}}{1 - \left[\frac{\rho}{\pi} f(H)\right]^{N+2}} \cdot \frac{\left\{1 - (N+1) \left[\frac{\rho}{\pi} f(H)\right]^N + N \left[\frac{\rho}{\pi} f(H)\right]^{N+1}\right\}}{1 - \frac{\rho}{\pi} f(H)} + \frac{1}{\mu}. \tag{20}$$

Ймовірність втрати заявки на ІС при переповненні черги $\overline{P_b}$:

$$\overline{P_b} = \frac{1 - \frac{\rho}{\pi} f(H)}{1 - \left[\frac{\rho}{\pi} f(H)\right]^{N+2}} \cdot \left[\frac{\rho}{\pi} f(H)\right]^{N+1} \tag{21}$$

Ускладнимо задачу та розглянемо ІН, в яку надходить K класів заявок на ІС. Тоді ІН можна описати у вигляді наступної СМО (рис.6):

1. Система – *одноканальна*.

2. Вхідний потік заявок – *неоднорідний*: при цьому у систему надходить обмежена кількість класів заявок K .

3. Накопичувач для заявок – з обмеженою ємкістю: $r = N$.

4. Дисципліна буферизації – без витіснення заявок: якщо при надходженні в систему заявки будь-якого класу накопичувач заповнений до кінця, то заявка втрачається

5. Дисципліна обслуговування – в порядку надходження за правилом «першим прийшов – першим обслужений» (FIFO).

Припущення:

1. Заявки K класів, що надходять в систему, утворюють самоподібні потоки з інтенсивностями $\lambda_1, \dots, \lambda_K$, відповідно.

2. Тривалість обслуговування заявок кожного класу розподілена по експоненціальному закону з інтенсивностями $\mu_1 = 1/b_1, \dots, \mu_K = 1/b_K$ де b_1, \dots, b_K – середня тривалість обслуговування заявок відповідного класу.

У СМО завжди існує стаціонарний режим, оскільки не може бути нескінченних черг.

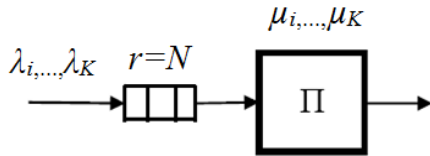


Рисунок 6 – СМО з накопичувачем обмеженої ємкості та K класами заявок

Аналітична модель представленої ІН матиме наступний вигляд [10]:

Завантаження системи ρ :

$$\rho = \sum_{i=1}^K x_i \cdot \alpha_i \cdot \lambda_i, \quad (22)$$

де λ_i – інтенсивність заявок i -го класу ($i = 1..K$);

α_i – доля обслужених заявок i -го класу;

$$\alpha_i = \frac{\lambda'_i}{\lambda_i}, \quad (23)$$

λ'_i – інтенсивність потоку обслужених заявок i -го класу; x_i – доля i -го класу в загальному потоці заявок:

$$x_i = \frac{\lambda_i}{\lambda}, \quad (24)$$

де $\lambda = \sum_{i=1}^K \lambda_i$ – сумарна інтенсивність всіх класів заявок.

Тоді середня довжина черги \bar{L} :

$$\bar{L} = \frac{\frac{\rho}{\pi} f(H)}{1 - \left[\frac{\rho}{\pi} f(H) \right]^{N+2}} \cdot \left\{ 1 - (N+1) \left[\frac{\rho}{\pi} f(H) \right]^N + N \left[\frac{\rho}{\pi} f(H) \right]^{N+1} \right\} - \frac{\rho}{\pi} f(H) \quad (25)$$

де π – ймовірність відсутності повторного запиту на ІС для всіх класів заявок.

Загальний час обслуговування заявки на ІС \bar{T}_{30} :

$$\bar{T}_{30} = \frac{\bar{L} + \frac{\rho}{\pi} f(H)}{f(H) \cdot \sum_{i=1}^K x_i \cdot \lambda_i} + \frac{1}{\mu} = \frac{\frac{1}{\pi \mu}}{1 - \left[\frac{\rho}{\pi} f(H) \right]^{N+2}} \cdot \left\{ 1 - (N+1) \left[\frac{\rho}{\pi} f(H) \right]^N + N \left[\frac{\rho}{\pi} f(H) \right]^{N+1} \right\} + \frac{1}{\mu} \quad (26)$$

де $\bar{\mu}$ – усереднене значення інтенсивності обслуговування заявок на ІС:

$$\bar{\mu} = \sum_{i=1}^K \frac{\sigma_i \mu_i}{K}, \quad (27)$$

σ_i – доля обслужених заявок i -го класу:

$$\sigma_i = \frac{\lambda'_i}{\lambda'}. \quad (28)$$

Ймовірність втрати заявки на ІС при переповненні черги \bar{P}_b :

$$\bar{P}_b = \frac{1 - \frac{\rho}{\pi} f(H)}{1 - \left[\frac{\rho}{\pi} f(H) \right]^{N+2}} \cdot \left[\frac{\rho}{\pi} f(H) \right]^{N+1}, \quad (29)$$

Висновки

В роботі показана актуальність питання визначення наявності ефекта самоподібності трафіку, що містить заявки на інтелектуальні сервіси, а також урахування самоподібності трафіку при формуванні аналітичної моделі інтелектуальної надбудови NGN. На основі аналізу існуючих методів визначення показника Херста для вхідного часового ряду обрано R/S метод, тому що цей метод не містить занадто великого обсягу обчислень і його використання дозволяє аналізувати велику кількість даних. Крім того, існує спеціальне програмне забезпечення для реалізації R/S методу. Аналізувалися дані для серверу, котрий управляє наданням інтелектуальних сервісів. Досліджено трафік протягом місяця, протягом тижня, за добу. В результаті досліджень визначено, що трафік, що містить заявки на інтелектуальні сервіси (в даному випадку сервіс «Телеголосування»), – це самоподібний процес. Ефект самоподібності проявляється в широкому діапазоні часу – від декількох годин до року. Запропоновано аналітичну модель інтелектуальної надбудови, яка урахує самоподібність потоку заявок на інтелектуальні сервіси, що надає можливість визначити потрібні мережні ресурси для забезпечення необхідного значення ефективності управління наданням інтелектуальних сервісів.

Література

1. Кашин, М.М. Исследование свойств сигнального трафика протокола SIP / М. М. Кашин, А. В. Росляков // Т-Comm – Телекоммуникации и Транспорт. – 2009. – №5. – С. 26-29
2. Цыбаков Б.С. Модель телетрафика на основе самоподобного случайного процесса / Б. С. Цыбаков. // Радиотехника. – 1999. – № 5. – С. 24-31.
3. Willinger W., Taqqu M.S., Erramilli A., A Bibliographical Guide to Self-Similar Traffic and Performance Modeling for Modern High-Speed Networks, Stochastic Networks: Theory and Applications, Oxford University Press, 1996.
4. Дисперсійний аналіз [Електронний ресурс] – Режим доступа: http://pidruchniki.com/1929100153035/statistika/dispersiyniy_analiz – Загол. з екрану. (Дата звернення: 21.11.2017).
5. Самоподобные (фрактальные) случайные последовательности [Электронный ресурс] – Режим доступа: http://sernam.ru/t_62.php – Загл. с экрана. (Дата обращения: 21.11.2017).
6. Сидоренко И.А. Агентное моделирование трафика телекоммуникационной компании / И.А. Сидоренко, И.В. Солдатов // Белгородский государственный университет // Научные ведомости – 2009. – №9(64). – С. 2-3.
7. Murad S. Taqqu, Vadim Teverovsky (1997) Robustness of whittle-type estimators for time series with long-range dependence, Communications in Statistics. Stochastic Models, 13:4, 723-757, DOI: <https://doi.org/10.1080/15326349708807449>
8. RS-анализ (анализ фрактальной структуры временных рядов) [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://habrahabr.ru/post/256381/> – Загл. с экрана. (Дата обращения: 21.11.2017).
9. Лемешко А. В. Разработка и исследование потоковой модели адаптивной маршрутизации в программно-конфигурируемых сетях с балансировкой нагрузки / А. В. Лемешко, Т. В. Вавенко // Доклады ТУСУР. – 2013. – № 3(29). – С. 100-108.
10. Kniazieva N. A. Analytical model of application layer in NGN of mining industry enterprises/ N.A. Kniazieva, S.V. Shestopalov, T.V. Kunup // Scientific Bulletin of National Mining University. – 2017. – № 6. – Pp. 145-150.

Отримана в редакції 02.03.2018, прийнята до друку 27.03.2018

Analitical model NGN intellectual superstructure taking into account self-similarity traffic

N. A. Kniazieva¹, S. V. Shestopalov², T. V. Kunup³

Odessa National Academy of Food Technologies, 112 Kanatnaya St., Odessa, 65039, Ukraine

With the advent of multiservice networks there were intelligent network services (INS) and, accordingly, a new type of traffic. For a long time, it was thought that network traffic corresponds to Poisson processes, but further research has shown that the traffic of some networks has the effect of self-similarity. Because of the properties of self-similar traffic, traditional methods for calculating the characteristics of the functioning of networks give too optimistic results and lead to an underestimation of the real load. There is an urgent question of determining the presence of the effect of self-similarity of traffic, containing requests for INS, and also taking into account this effect when forming an analytical model of the NGN intelligent superstructure. It is this question devoted to this work. Based on the analysis of existing methods for calculating the Hurst index, which allows you to determine the nature of traffic, the R/S method is chosen because its use allows to analyze a large amount of data and also does not contain too much computations. This method is implemented using the AutoSignal program. Based on the analysis of the results obtained, it can be argued that traffic containing requests for INS is a self-similar process. The effect of self-similarity manifests itself in a wide range of time - from several hours to a year. The conducted studies of the nature of traffic identified the possibility of solving the actual problem - the development of an analytical model of the NGN intelligent superstructure, which is responsible for managing the provision of INS, taking into account the self-similarity of traffic. To construct an analytical model of intelligent superstructure, the apparatus of queuing theory was used. The proposed analytical model of intelligent superstructure, which takes into account the self-similarity of the flow of requests for INS, provides the opportunity to determine the necessary network resources to provide the necessary value of the effectiveness of managing the provision of INS.

Keywords: NGN, multiservice network, Hurst index, R/S method, analytical model.

References

1. Roslyakov A.V., Kashin M.M. (2009) Issledovanie svoystv signalnogo trafika protokola SIP, T-Comm, No. 5, 26-29. Access mode: <http://tekhnosfera.com/razrabotka-metoda-upravleniya-peregruzkami-v-setyah-sip-na-osnove-prognoza-signalnogo-trafika>
2. Tsybakov B.S. (1999) Model teletrafika na osnove samo-podobnogo sluchaynogo protsesssa. Radiotekhnika, No. 5, 24-31
3. Willinger W., Taqqu M.S., Erramilli A. (1996) A Bibliographical Guide to Self-Similar Traffic and Performance Modeling for Modern High-Speed Networks, Stochastic Networks: Theory and Applications, Oxford University Press.

4. Dispersiyniy analiz (Electronic source) Access mode: http://pidruchniki.com/1929100153035/statistika/dispersiyniy_analiz (Date of access: 21 Nov. 2017).
5. Samopodobnyie (fraktalnyie) sluchaynyie posledovatelnosti (Electronic source) Access mode: http://sernam.ru/t_62.php. (Date of access: 21 Nov. 2017).
6. **Sidorenko I.A., Soldatov I.V.** (2009) Agentnoe modelirovanie trafika telekommunikatsionnoy kompanii. Belgorodskiy gosudarstvennyiy universitet, *Nauchnyie vedomosti*, 9(64), 23.
7. **Murad S. Taqqu, Vadim Teverovsky** (1997) Robustness of whittle-type estimators for time series with long-range dependence, *Communications in Statistics. Stochastic Models*, 13:4, 723-757, DOI: <https://doi.org/10.1080/15326349708807449>
8. RS-analiz (analiz fraktalnoy strukturyi vremennyikh riadov) [Electronic source] Access mode: <https://habrahabr.ru/post/256381>. (Date of access: 21 Nov. 2017).
9. **Lemeshko A.V., Vavenko T.V.** (2013) Development and investigation of the flow model of adaptive routing in software-configurable networks with load balancing. *Reports of TUSUR*, 3(29), 100–108.
10. **Kniazieva N.A., Shestopalov S.V., Kunup T.V.** (2017) Analytical model of application layer in NGN of mining industry enterprises. *Scientific Bulletin of National Mining University*, No. 6, 145-150.

Received 02 March 2018
Approved 27 March 2018