DOI: https://doi.org/10.26642/ten-2024-2(94)-185-190
УДК 621.39

П.Є. Пустовойтов, д.т.н., проф.
В.О. Компанієць, ст. викладач
Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут»

Метод формування самоподібного потоку із заданим параметром Херста для моделювання трафіку в мережі

Стаття присвячена проблемі адекватного моделювання мережевого трафіку. Запропоновано новий метод, що дозволяє генерувати самоподібні потоки пакетів з довільним заданим ступенем самоподібності. Метод базується на використанні розподілу Парето та методу максимальної правдоподібності для оцінки параметрів моделі. Отримані результати можуть бути використані для побудови більш реалістичних імітаційних моделей комп'ютерних мереж. Автори пропонують метод математичного апарату для процедури формування самоподібного трафіку, який полягає в створенні точної та ефективної моделі, що відображає реальні властивості самоподібності у потоках даних. Запропоновано ефективний інструмент для моделювання складних мережевих процесів, що дозволяє точніше прогнозувати поведінку інфокомунікаційної мережі та оптимізувати її роботу. Зазначений метод може бути застосований для розробки нових протоколів передачі даних та аналізу ефективності існуючих. Отримано співвідношення, що дозволяє розрахувати належне значення параметра Парето-розподілу, що забезпечує формування самоподібного потоку з необхідним значенням параметра Херста. Процедура може бути використана для опису трафіку при побудові імітаційної моделі функціонування комп'ютерної мережі.

Ключові слова: *самоподібний трафік; параметр Херста; розподіл Парето; математичні інструменти; метод; інфокомунікаційна мережа.*

Актуальність теми. У сучасному світі інформаційних технологій ефективне керування мережевими ресурсами є одним з найважливіших завдань. Одним із ключових аспектів цього процесу є моделювання мережевого трафіку, що дозволяє прогнозувати навантаження на мережу, оптимізувати її роботу та забезпечувати якісний сервіс користувачам. Зокрема, особливу увагу привертає моделювання самоподібного трафіку, який характеризується властивістю довготривалої залежності та самоподібності, що ускладнює його аналіз і управління.

Самоподібний трафік є типовим для сучасних мережевих застосунків, таких як відеострімінг, передача великих обсягів даних та інтернет-серфінг. Він відрізняється наявністю довготривалої залежності, що означає кореляцію між потоками даних на різних часових масштабах. Для опису таких процесів використовується параметр Херста, який визначає ступінь самоподібності трафіку. Цей параметр є критично важливим для моделювання та аналізу мережевих процесів.

На противагу самоподібному трафіку, марківський трафік характеризується відсутністю довготривалих залежностей і є більш передбачуваним. Він часто моделюється за допомогою процесів Пуассона або інших марківських процесів, що дозволяють точно описати випадкові події та їхню частоту. Марківський трафік є основою багатьох класичних методів моделювання мережевих процесів і використовується для оцінки продуктивності мережі в умовах середніх навантажень.

Моделювання самоподібного та марківського трафіку вимагає різних підходів і методів. Для самоподібного трафіку широко застосовуються фрактальні методи, методи аналізу часових рядів, а також методи, що базуються на параметрі Херста. Ці методи дозволяють відтворити характерні властивості трафіку та прогнозувати його поведінку в майбутньому. Для марківського трафіку використовуються ймовірнісні моделі та методи статистичного аналізу, які дозволяють з високою точністю описувати випадкові процеси.

У цій статті розглядається метод формування самоподібного трафіку із заданим параметром Херста. Описуються основні підходи до моделювання такого трафіку, наводяться приклади використання фрактальних методів та аналізу часових рядів. Також розглядаються основні відмінності між самоподібним і марківським трафіком, їхні переваги та недоліки в контексті мережевих застосунків.

Аналіз останніх досліджень та публікацій, на які спираються автори. При побудові моделей функціонування інфокомунікаційних мереж традиційно припускають пуасонівський характер вхідного трафіку [1] та використовують математичний апарат марківських систем масового обслуговування [2–3].

Марківський трафік характеризується відсутністю довготривалої залежності, тобто він не має незалежності між поточними і майбутніми станами, що робить його передбачуваним на коротких інтервалах часу. Такий трафік часто моделюється за допомогою пуассонівського процесу, де події виникають випадково і незалежно одна від одної. Завдяки своїм властивостям марківський трафік можна легко моделювати за допомогою простих ймовірнісних моделей, таких як процеси Маркова [4].

З виходом статті [5] припущення про пуассонівський характер трафіку було спростовано. Було доведено, що реальний трафік має властивість післядії, і для вимірювання рівня цієї післядії почали використовувати параметр Херста H [6]. Такий трафік також називають пачковим або самоподібним. Це явище обумовлено наявністю довготривалої пам'яті в процесах, які генерують трафік, наприклад, під час передачі великих файлів або потокового відео, де інтенсивність трафіку залишається високою протягом тривалих періодів, створюючи ефект кластеризації та залежності між різними часовими інтервалами. Самоподібний трафік має властивість довготривалої залежності, що означає наявність кореляції між потоками даних на різних часових масштабах, а фрактальна структура дозволяє зберігати подібність на різних масштабах часу [7–8].

У сучасних моделях мереж намагаються враховувати властивість самоподібності. Наприклад, у роботах [9–10] розглядаються методи передбачення поведінки складної системи масового обслуговування з автокореляційним вхідним потоком, що має післядію, але така модель сильно залежить від якості даних. У деяких випадках для моделювання самоподібного трафіку застосовуються складніші методи, такі як фрактальний броунівський рух та аналіз часових рядів.

Метою статті є розробки методу генерації контрольованого самоподібного трафіку за рахунок вказування необхідного значення для параметра Херста.

Викладення основного матеріалу. Метод отримання випадкової послідовності із заданим параметром Херста. Отримання послідовності випадкових значень, розподілених за деяким законом, базується на отриманні зворотної функції $F^{-1}(u)$ закону розподілу, яка визначається як така, що для всіх значень u з інтервалу $[0,\ 1]$ виконується рівняння:

$$F^{-1}(F(u)) = u. \tag{1}$$

Припустимо, що $y_1,\ y_2,\ y_3,\ldots,\ y_k,\ldots$ – послідовність значень випадкової величини U рівномірно розподіленої в інтервалі $[0; 1]$, то, вирішуючи рівняння

$$P(U < x) = \int_{-\infty}^{x} f(x)dx = y, \tag{2}$$

щодо верхньої межі x, отримаємо послідовність $x_1,\ x_2,\ x_3,\ldots,\ x_k,\ldots$ випадкових чисел, розподілених відповідно до

$$F(x) = P(\mathrm{X} \le x) = \int_{-\infty}^{x} f(x)dx = y, \tag{3}$$

де $f(x)$ – щільність розподілу випадкової величини Х. Причому, для введеної послідовності $y_1,\ y_2,\ \ y_3,\ldots,\ \ y_k,\ldots$ маємо

$$F(x_i) = \int_{-\infty}^{x_i} f(x)dx = y_i,\ i = 1, 2, \ldots. \tag{4}$$

Використовуючи (4), задаємо деяку зростаючу послідовність моментів часу $\tau_1,\ \tau_2,\ \tau_3,\ldots,\tau_n$, віддалених один від одного на однакову величину τ_0. Підставляючи ці значення у формулу автокореляційної функції самоподібного процесу

$$r(\tau) = (1+\tau)^{-(1-H)}, \tag{5}$$

розрахуємо матрицю K нормованих значень автокореляційної функції для заздалегідь обраного параметра самоподібності H.

$$K = \begin{pmatrix} k_{11} & k_{12} & k_{13} & \ldots & k_{1n} \\ k_{21} & k_{22} & k_{23} & \ldots & k_{2n} \\ k_{31} & k_{32} & k_{33} & \ldots & k_{3n} \\ \ldots & \ldots & \ldots & \ldots & \ldots \\ k_{n1} & k_{n2} & k_{n3} & \ldots & k_{nn} \end{pmatrix}, \tag{6}$$

Використовуючи (4), сформуємо тепер пуассонівський потік $X(t)$ із заданим значенням інтенсивності потоку подій λ. За формулою Пуассона

$$P_m(\tau_i) = \frac{(\lambda\cdot\tau_i)^m}{m!} e^{-\lambda\cdot\tau_i},\ i = 1, 2, \ldots, n,\ \ m = 0, 1, 2\ldots \tag{7}$$

для кожного значення $\tau_1, \tau_2, \tau_3, \ldots, \tau_n$ розрахуємо розподіл ймовірностей появи рівно m подій на інтервалі відповідної довжини. Нехай для конкретного τ_i цей розподіл має вигляд:$\{P_0^{(i)}, P_1^{(i)}, P_2^{(i)}, \ldots\}$. Обмежимо число членів цієї послідовності так, щоб для останнього збереженого її члена N_i відповідна ймовірність не перевищувала 0,0001. Тепер інтервал $[0; 1]$ розіб'ємо на підінтервали $\{[0, l_1), [l_1, l_2), \ldots, [l_{Ni-1}, l_{Ni})\}$, використовуючи співвідношення

$$\begin{aligned} l_1 &= P_0^{(i)}, \\ l_2 &= P_0^{(i)} + P_1^{(i)}, \\ l_3 &= P_0^{(i)} + P_1^{(i)} + P_2^{(i)}, \\ &\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \\ l_{NI} &= P_0^{(i)} + P_1^{(i)} + P_2^{(i)} + \ldots + P_{Ni-1}^{(i)}. \end{aligned} \tag{8}$$

Зрозуміло, що з точністю до 10^{-4} значення $l_{Ni} = 1$. Тепер, використовуючи датчик випадкових чисел, рівномірно розподілених в інтервалі [0; 1], сформуємо випадкове число ξ. Це число з ймовірністю $P_s^{(i)}$ опиниться всередині підінтервалу $(l_{s-1},\ l_s)$, визначаючи таким чином значення кількості пакетів η_i, що надійшли на інтервалі $[0,\ \tau_i)$. Далі із послідовності $\eta_1, \eta_2, \ldots, \eta_n$ утворюємо нову послідовність $\xi_1, \xi_2, \ldots, \xi_n$ з використанням співвідношень

$$\begin{aligned}
&\xi_1 = \eta_1,\\
&\xi_2 = \eta_2 - \eta_1,\\
&\xi_3 = \eta_3 - \eta_2 - \eta_1,\\
&\ldots\ldots\ldots\ \ldots\ldots\ldots\ \ldots\\
&\xi_n = \eta_n - \sum_{s=1}^{n-1} \eta_s.
\end{aligned} \tag{9}$$

Отримана послідовність відповідно до властивостей розподілу Пуассона некорельована і її члени мають однакові математичні сподівання, які дорівнюють $\lambda \cdot \tau_0 = a$, та дисперсію, що дорівнює $(\lambda \cdot \tau_0)^2 = a^2$. З використанням цієї послідовності отримаємо шукану послідовність $x_1,\ x_2, \ldots,\ x_n$ випадкових величин з тим самим математичним сподіванням, але корельованих відповідно до матриці K. Для цього застосуємо лінійне перетворення

$$\begin{aligned}
&x_1 = c_{11}(\xi_1 - a) + a,\\
&x_2 = c_{12}(\xi_1 - a) + c_{22}(\xi_2 - a) + a,\\
&x_3 = c_{13}(\xi_1 - a) + c_{23}(\xi_2 - a) + c_{33}(\xi_3 - a) + a,\\
&\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\\
&x_n = c_{1n}(\xi_1 - a) + c_{2n}(\xi_2 - a) + \ldots + c_{nn}(\xi_n - a) + a.
\end{aligned} \tag{10}$$

де коефіцієнти $c_{ij},\ i = 1..n,\ j = 1..m$ знаходяться з системи умов:

$$\begin{aligned}
&M[(x_1 - a)^2] = M[c_{11}(\xi_1 - a)^2] = c^2{}_{11} M[(\xi_1 - a)^2] = c^2{}_{11} a^2 = k_{11},\\
&M[(x_1 - a)(x_2 - a)] = M[c_{11}(\xi_1 - a)(c_{12}(\xi_1 - a) + c_{22}(\xi_2 - a))] =\\
&= c_{11}c_{12} M[(\xi_1 - a)^2] + c_{11}c_{22} M[(\xi_1 - a)(\xi_2 - a)] = c_{11}c_{12}a^2 = k_{12},\\
&M[(x_2 - a)^2] = M[(c_{12}(\xi_1 - a) + c_{22}(\xi_2 - a))^2] = c^2{}_{12} M[(\xi_1 - a)^2] +\\
&+ 2c_{12}c_{22} M[(\xi_1 - a)(\xi_2 - a)] + c^2{}_{22} M[(\xi_2 - a)^2] = c^2{}_{12}a^2 + c^2{}_{22}a^2 = a^2(c^2{}_{12} + c^2{}_{22}) = k_{22},\\
&M[(x_1 - a)(x_3 - a)] = M\big[c_{11}(\xi_1 - a)\big(c_{13}(\xi_1 - a) + c_{23}(\xi_2 - a) + c_{33}(\xi_3 - a)\big)\big] =\\
&= c_{11}c_{13} M[(\xi_1 - a)^2] + c_{11}c_{23} M[(\xi_1 - a)(\xi_2 - a)] + c_{11}c_{33} M[(\xi_1 - a)(\xi_3 - a)] = c_{11}c_{13}a^2 =\\
&= k_{13},\\
&M[(x_2 - a)(x_3 - a)] M\big[\big(c_{12}(\xi_1 - a) + c_{22}(\xi_2 - a)\big)\big(c_{13}(\xi_1 - a) + c_{23}(\xi_2 - a) +\\
&+ c_{33}(\xi_3 - a)\big)\big] = c_{12}c_{13} M[(\xi_1 - a)^2] + c_{12}c_{23} M[(\xi_1 - a)(\xi_2 - a)] + c_{12}c_{33} M[(\xi_1 - a)(\xi_3 -\\
&- a)] + c_{22}c_{13} M[(\xi_2 - a)(\xi_1 - a)] + c_{22}c_{23} M[(\xi_2 - a)^2] + c_{22}c_{23} M[(\xi_2 - a)(\xi_3 - a)] =\\
&= c_{12}c_{13}a^2 + c_{22}c_{23}a^2 = (c_{12}c_{13} + c_{22}c_{23})a^2 = k_{23},\\
&M\big[(x_i - a)(x_j - a)\big] = M[(c_{1i}(\xi_1 - a) + c_{2i}(\xi_2 - a) + \cdots +\\
&+ c_{ii}(\xi_i - a))(c_{1j}(\xi_1 - a) + c_{2j}(\xi_2 - a) + \cdots + c_{ij}(\xi_i - a) + \cdots + c_{jj}(\xi_j - a))] = (c_{1i}c_{1j} +\\
&+ c_{2i}c_{2j} + \cdots + c_{ii}c_{jj})a^2 = k_{ij}, j > i,\\
&M[(x_i - a)^2] = M[(c_{1n}(\xi_1 - a) + c_{2n}(\xi_2 - a) + \cdots + c_{nn}(\xi_i - a)] =\\
&= (c^2{}_{1n} + c^2{}_{2n} + \cdots + c^2{}_{nn})a^2 = k_{nn}.
\end{aligned} \tag{11}$$

Отримана система рівнянь вирішується щодо невідомих $c_{ij},\ i = 1, 2, \ldots,\ n\ \ j \geq i$ рекурентно. Підстановка отриманих значень $c_{ij},\ i = 1, 2, \ldots,\ n\ \ j \geq i$, у (10) дозволяє розрахувати шуканий набір корельованих випадкових величин, які визначають кількість пакетів у кожному з часових інтервалів $(\tau_i,\ \tau_{i+1})$, $i = 1, 2, \ldots,\ n - 1$. Далі в кожному з цих інтервалів потрібно сформувати відповідну належну кількість проміжків між моментами надходження пакетів. Виберемо, наприклад, i-й часовий інтервал $(\tau_i,\ \tau_{i+1})$. Відповідно до викладеного вище протягом цього інтервалу надійшло x_i пакетів. Сформуємо таку ж кількість проміжків, довжина кожного з яких є експоненційно розподіленою випадковою величиною з математичним сподіванням $\tau_i = \frac{\tau_0}{x_i}$ та післядією.

Послідовність експоненційно розподілених випадкових величин отримаємо, використовуючи співвідношення (2). Оскільки щільність розподілу випадкових величин на цьому інтервалі має вигляд

$$f(z) = \begin{cases} \frac{1}{\tau_i} e^{-\frac{z}{\tau_i}}, & z \geq 0, \\ 0, & z < 0, \end{cases}, \tag{12}$$

а функція розподілу

$$F(z_e) = \int_0^{z_e} \frac{1}{\tau_i} e^{-\frac{z}{\tau_i}} dz = 1 - e^{-\frac{z_e}{\tau_i}}, e = 1, 2, \dots, x_i. \tag{13}$$

то зворотна функція для отримання експоненційно розподілених величин z_e з рівномірно розподілених u_e має вигляд

$$\begin{aligned} &1 - e^{-\frac{z_e}{\tau_i}} = u_e \\ &z_e = -\tau_i \ln(1 - u_e),\ e = 1, 2, \dots, x_i. \end{aligned} \tag{14}$$

Для отримання ефекту післядії реальні проміжки між пакетами розраховуватимемо, наприклад, таким чином:

$$\begin{aligned} &w_1 = \frac{z_1 + z_2}{2}, \\ &w_2 = \frac{z_2 + z_3}{2}, \\ &\dots\dots\dots\dots\dots\dots \\ &w_{i-1} = \frac{z_{i-1} + z_i}{2}, \\ &w_i = \tau_0 - \sum_{s=1}^{i-1} w_s. \end{aligned} \tag{15}$$

Післядія виникає внаслідок того, що при розрахунку двох послідовних значень проміжків використовується одне й те саме число.

Апроксимація статистично обробленої вибірки з післядією розподілом Парето. В результаті описаної процедури буде отримано послідовність моментів надходження пакетів на вузол мережі. Довжини проміжків між сусідніми надходженнями $(w_1, w_2,\ w_3, \dots)$ утворюють сукупність корельованих випадкових величин з заданим рівнем післядії, що відповідає самоподібному потоку з параметром самоподібності рівним H.

Нехай загальна кількість пакетів у цій сукупності дорівнює N. Для побудови гістограми діапазон можливих значень довжин проміжків між пакетами розіб'ємо на d піддіапазонів. У результаті отримаємо послідовність частот $\nu_1,\ \nu_2, \dots,\ \nu_d$ попадання довжини проміжку між пакетами у відповідний піддіапазон.

На рисунку 1 наведено отримані відповідно до описаної технології гістограми випадкової тривалості довжини інтервалу між пакетами для різних значень параметра Херста.

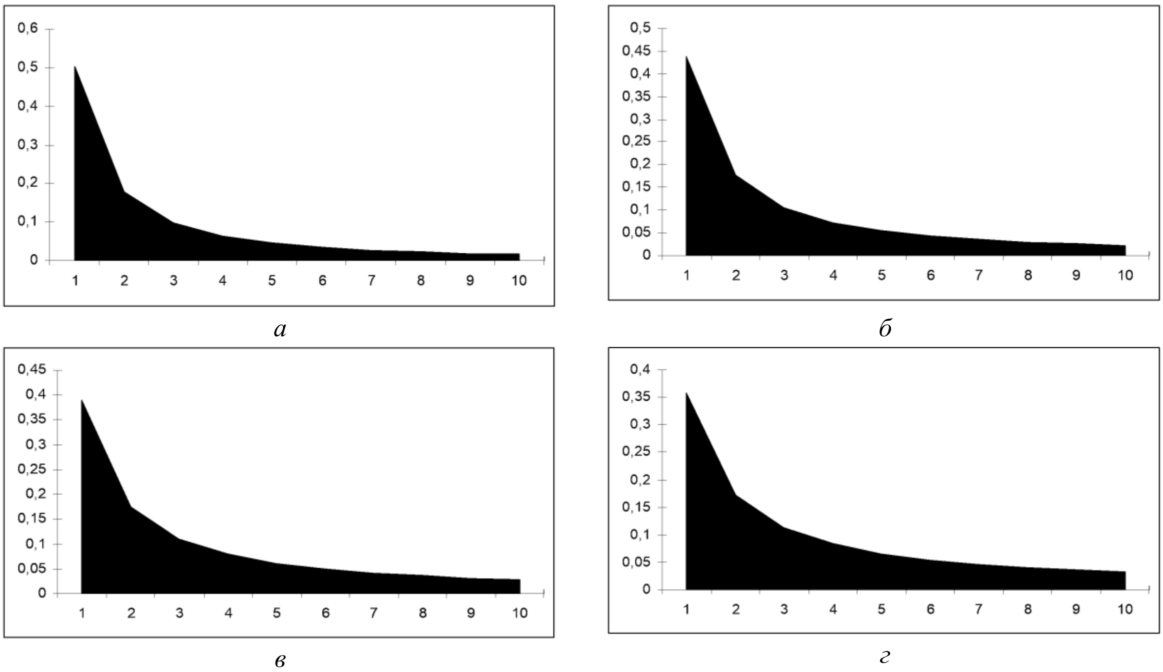

Рис. 1. Модель гістограми випадкової довжини інтервалу між пакетами для самоподібного потоку з а) $H = 0{,}6$*; б)* $H = 0{,}7$*; в)* $H = 0{,}8$*; г)* $H = 0{,}9$

Знайдемо тепер параметри $(\alpha,\ k)$ розподілу Парето, які найкращим чином дозволять апроксимувати отриману гістограму для заданого параметра Херста H. Оскільки параметр k розподілу Парето задає лише масштаб, в якому вимірюється змінна, то значення цього параметра без шкоди можна прийняти таким, що дорівнює одиниці. Тоді, у такому випадку, щільність розподілу Парето набуде модифікованого вигляду

$$f(x) = \alpha \left(\frac{1}{x}\right)^{\alpha+1}. \tag{16}$$

Невідомий параметр α знайдемо методом максимуму правдоподібності. Напишемо функцію правдоподібності, що відповідає (16):

$$P = \prod_{j=1}^{d} \alpha\left(x_j^{-(\alpha+1)}\right)^{\nu_j} = \alpha^d \prod_{j=1}^{d} \left(x_j^{\nu_j}\right)^{-(\alpha+1)} = \alpha^d \left(\prod_{j=1}^{d} \left(x_j^{\nu_j}\right)\right)^{-(\alpha+1)}. \qquad (17)$$

Введемо логарифмічну функцію правдоподібності:

$$L = ln\,P = d\,ln\,\alpha - (\alpha+1)\sum_{j=1}^{d} \nu_j\, ln\, x_j. \qquad (18)$$

Знайдемо максимум (18) по змінній α. З цією метою продиференціюємо (18) по α, прирівняємо отриманий вираз до нуля та розв'яжемо відповідне рівняння. Маємо:

$$\frac{dL}{d\alpha} = \frac{d}{\alpha} - \sum_{j=1}^{d} \nu_j\, ln\, x_j = 0.$$

Звідси (19)

$$\alpha = \frac{d}{\sum_{j=1}^{d} \nu_j\, ln\, x_j}.$$

Висновки та перспективи подальших досліджень. У роботі розглянуто напрямки моделювання мережевого трафіку, показано, що припущення щодо того, що реальний трафік марківський, не завжди правильний. Тому для моделювання реальних мережевих систем необхідна технологія моделювання самоподібного потоку пакетів з контрольованим параметром самоподібності, який задається. Запропоновану процедуру генерації випадкової послідовності із будь-яким законом розподілу використано для отримання випадкової послідовності із експоненційним розподілом.

У роботі було запропоновано метод отримання випадкової послідовності, яка має властивість самоподоби із заданим параметром, яку статистично оброблено та побудовано графіки розподілу випадкового часу між пакетами. Для апроксимації отриманих гістограм обрано розподіл випадкової величини Парето, як простий закон розподілу випадкової величини, що володіє довгим хвостом.

Для отримання оцінки невідомого параметра α розподілу Парето використано метод максимуму правдоподібності. Метод дає значущі оцінки, які сходяться за ймовірністю до істинних значень.

У результаті отримано співвідношення, що дозволяє розрахувати належне значення параметра Парето-розподілу, що забезпечує формування самоподібного потоку з необхідним значенням параметра Херста. Процедура може бути використана для опису трафіку під час побудови імітаційної моделі функціонування комп'ютерної мережі.

References:

1. Mor, B., Garhwal, S. and Kumar, A. (2021), «A Systematic Review of Hidden Markov Models and Their Applications», *Arch Computat Methods Eng*, Vol. 28, pp. 1429–1448, doi: 10.1007/s11831-020-09422-4.
2. Chen, Z., Li, Y., Xia, T. and Pan, E. (2022), «Hidden Markov model with auto-correlated observations for remaining useful life prediction», *ScienceDirect*, pp. 1–15.
3. Pustovoitov, P., Voronets, V., Voronets, O. et al. (2024), «Assessment of QoS indicators of a network with UDP and TCP traffic under a node peak load mode», *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, Vol. 1, No. 4 (127), pp. 23–31.
4. Voronets, V.M. and Pustovoitov, P.Ie. (2023), «Model vuzla elektronnoi komunikatsii, shcho obsluhovuie tcp-trafik», *Systemy upravlinnia, navihatsii ta zviazku*, No. 4 (74), pp. 152–155.
5. Leland, W.E., Willinger, W., Taqqu, M.S. and Wilson, D.V., «On the Self-Similar Nature of Ethernet Traffic», (Extended Version), doi: 10.1145/167954.166255.
6. Wojciechowski, K. and Kruczek, R. (2020), *The Hurst Parameter: Theory and Practice*, Springer.
7. Park, K. and Willinger, W., *Self-Similar Network Traffic and Performance Evaluation*, [Online], available at: https://onlinelibrary.wiley.com/doi/book/10.1002/047120644X
8. Golovin, Yu.O. (2021), *Basics of radio communication*, a textbook, KPI named after Igor Sikorskyi, Polytechnic, Kyiv, 234 p.
9. Paxson, V. and Floyd, S., «Wide-Area Traffic: The Failure of Poisson Modeling», [Online], available at: https://www.researchgate.net/publication/3334303_WideArea_Traffic_The_Failure_of_Poisson_Modelin
10. Willinger, W., Taqqu, M.S., Sherman, R. and Wilson, D.V., «Self-Similarity Through High-Variability: Statistical Analysis of Ethernet LAN Traffic at the Source Level», [Online], available at: https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/217391.217418

Пустовойтов Павло Євгенович – доктор технічних наук, професор Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут».

https://orcid.org/0000-0003-3884-0200.

Наукові інтереси:

– інформаційно-телекомунікаційні системи;
– програмування;
– вебсистеми.

E-mail: pavlo.pustovoitov@khpi.edu.ua.

Компанієць Володимир Олександрович – старший викладач Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут».

https://orcid.org/0000-0003-2909-6993.

Наукові інтереси:

– телекомунікаційні системи і технології;
– захист інформації.

E-mail: Volodymyr.Kompaniiets@khpi.edu.ua.

Pustovoitov P.E., Kompaniets V.O.

A method of forming a self-similar flow with a given Hurst parameter for network traffic modeling

This article addresses the problem of adequate network traffic modeling. A new method is proposed that enables the generation of self-similar packet flows with an arbitrarily specified degree of self-similarity. The method is based on the use of the Pareto distribution and the maximum likelihood method for estimating model parameters. The obtained results can be used to construct more realistic simulation models of computer networks. The authors propose a mathematical apparatus method for the procedure of forming self-similar traffic, which involves creating an accurate and efficient model that reflects the real properties of self-similarity in data flows. An effective tool for modeling complex network processes is proposed, allowing more accurate prediction of infocommunication network behavior and optimization of its operation. The proposed method can be applied to develop new data transmission protocols and analyze the efficiency of existing ones. A relationship has been obtained that allows calculating the appropriate value of the Pareto distribution parameter, which ensures the formation of a self-similar flow with the required Hurst parameter value. The procedure can be used to describe traffic when constructing a simulation model of computer network functioning.

Keywords: self-similar traffic; Hurst's parameter; Pareto distribution; mathematical tools; method; information communication network.

Стаття надійшла до редакції 11.10.2024.