

ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

УДК 004.94

DOI: [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2019.2\(33\).161-172](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2019.2(33).161-172)

Г.М Дресва, викл., О.А. Смірнов, проф., д-р техн. наук, О.М. Дресв, канд. техн. наук, Т.В. Смірнова, канд. техн. наук

*Центральнoукраїнський національний технічний університет, Кропивницький, Україна
e-mail: gannadreeva@gmail.com, dr.SmirnovOA@gmail.com, drey.sanya@gmail.com, sm.tetyana@gmail.com*

Фрактальний аналіз генератора самоподібного трафіку на основі ланцюга Маркова

В даній роботі проведено дослідження фрактальної розмірності часового ряду, який отримано за допомогою генератора самоподібного трафіку на основі ланцюгів Маркова з керованою фрактальною розмірністю. Для цього у роботі були вирішені наступні задачі: на основі числових експериментів визначення фрактальної розмірності генерованих числових послідовностей, показано статистично значимі зміни фрактальних властивостей числової послідовності на різних масштабах; вказано на недостатній розвиток високопродуктивних алгоритмів отримання самоподібних числових послідовностей для імітаційного генерування трафіку в телекомунікаційних системах та мережах; запропоновано напрями подальших досліджень щодо керування явищем мультифрактальності в генераторах, які основані на ланцюгах Маркова. Результатом роботи є обґрунтування підвищення продуктивності імітаційного моделювання руху інформації в телекомунікаційних системах та комп'ютерних мережах за рахунок генератора самоподібного трафіку на ланцюгах Маркова.

моделювання, трафік, самоподібність, мультифрактал, комп'ютерні мережі

А.Н Дресва, препод., А.А.Смирнов, проф., д-р техн. наук, А.Н. Дресв, канд. техн. наук, Т.В. Смирнова, канд. техн. наук

Центральнoукраїнський національний технічний університет, г. Кропивницький, Україна

Фрактальный анализ генератора самоподобного трафика на основе цепи Маркова

В данной работе проведено исследование фрактальной размерности временного ряда, полученного с помощью генератора самоподобного трафика на основе цепей Маркова с управляемой фрактальной размерностью. Для этого в работе были решены следующие задачи: на основе численных экспериментов определения фрактальной размерности генерируемых числовых последовательностей, показано статистически значимые изменения фрактальных свойств числовой последовательности на разных масштабах; указано на недостаточное развитие высокопроизводительных алгоритмов получения самоподобных числовых последовательностей для имитационного генерирования трафика в телекоммуникационных системах и сетях; предложены направления дальнейших исследований по управлению явлением мультифрактальности в генераторах, основанные на цепях Маркова. Результатом работы является обоснование повышения производительности имитационного моделирования движения информации в телекоммуникационных системах и компьютерных сетях за счет генератора самоподобного трафика на цепях Маркова.

моделирование, трафик, самоподобие, мультифрактал, компьютерные сети

Постановка проблеми. Сьогодні для математичного опису телекомунікаційних процесів використовують математичні моделі самоподібного часового ряду. На графіках, де зображена завантаженість каналу комп'ютерної мережі самоподібність виражена наявністю викидів, кількість яких перевищує за передбачення класичної статистичної теорії (рис. 1), де на горизонтальній вісі показаний час в умовних одиницях, а по вертикалі завантаженість мережі відносно максимальної пропускну́ї спроможності.

© Г.М Дресва, О.А. Смірнов, О.М. Дресв, Т.В. Смірнова, 2019

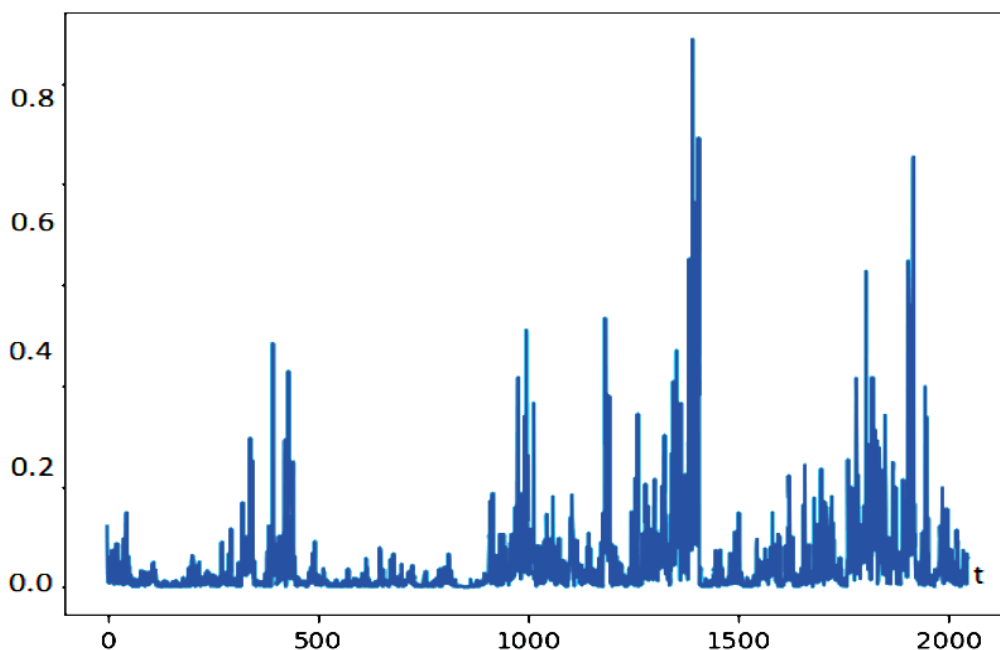


Рисунок 1 – Приклад самоподібного трафіку

Джерело: [3]

В більшості випадків для самоподібного трафіку, передбачення параметрів за якістю обслуговування QoS, аналітичні вирази побудувати не вдається, або такі перетворення можливо побудувати для занадто специфічних ситуацій, тому переважно аналітичні викладки є недоцільними. З цієї причини для визначення основних показників якості обслуговування, таких як джитер, запізнення, середня кількість відмов, та інших, використовують імітаційне моделювання за допомогою генераторів самоподібного трафіку. Це призводить до потреб в простих, з точки зору кількості обчислень, генераторів самоподібного трафіку з керованими фрактальними властивостями, які б давали числові послідовності з властивостями як можна ближчими до властивостей реального трафіку телекомунікаційної мережі, що досліджується.

З огляду актуальності виконання задачі керування фрактальними властивостями генерованого трафіку, робота присвячена визначенню залежності фрактальних властивостей моделі трафіку від використаного масштабування.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проведений аналіз досліджень та публікацій виявив наступне. В [1] розглянуто загальні методи фрактального та мультифрактального аналізу часових рядів. Описані методи визначення основних показників числових послідовностей, які використовуються для аналізування трафіку в телекомунікаційних системах та мережах. У [4] також сформульовані базові визначення та поняття теорії фрактального виміру та фрактального аналізу. Важливість мультифрактального аналізу процесів обміну інформацією в комп'ютерних мережах описано в [2], де проведено аналіз Інтернет трафіку, статистика якого збиралася більше чотирнадцяти років. При цьому автори описують наявність розвитку глобальної мережі, при якому спостерігаються зміни в фрактальних показниках на всіх рівнях масштабування. Стаття [2] містить докази існування самоподібності різного характеру на окремих часових масштабах. У [3] основну увагу присвячено використанню навченої нейронної мережі для автоматизації класифікації трафіку за його

фрактальними та мультифрактальними властивостями. Автори успішно використовують результати роботи для детектування DDoS атак. Це доводить відмінність мультифрактальних показників трафіку для даних різного виду. Тезис значного впливу на фрактальність трафіку підтверджено в [5], наведено інформацію про успішне використання фрактального аналізу для ідентифікації потоків трафіку P2P, ігор, передачі інформації у хмарах, сканування портів та дій ботнету. В [6] показано використання мультифрактального моделювання числових послідовностей для відновлення втрачених фрагментів часових рядів. Мультифрактальна інтерполяція дає кращі результати за випадкове заповнення та за класичні методи інтерполяції. Робота [8] також використовує фрактальну інтерполяцію для відновлення трафіку з відомими фрактальними властивостями, на іншому часовому масштабі. Результати дослідження [7] показують, що моделювання складних мереж стає можливим при врахування ієрархічної самоподоби в матриці суміжності. Фактично цей підхід дає можливість вносити класифікацію великих мереж, проводити моделювання. Також теорія застосовна для мереж більш широкого змісту, наприклад, до ієрархічних зв'язків між структурними одиницями різних порядків або масштабування. Наступні роботи [8-23] мають відношення до моделювання процесів обміну інформацією в комп'ютерних мережах з метою відновлення втрачених даних, імітаційне моделювання роботи телекомунікаційної мережі на різних масштабах та типів даних, аналіз трафіку мережі для різних застосунків. Всі ці задачі вимагають наявності імітації джерела мультифрактального трафіку з керованими властивостями. І наявність потоку публікацій з урізноманітненням методів та засобів моделювання мультифрактального трафіку підкреслюють актуальність розвитку засобів як в напрямку підвищення точності відтворення заданих властивостей, так і в напрямку зменшення обчислювальної складності реалізацій генераторів мультифрактального трафіку, що дозволить без використання більш коштовних систем підвищити швидкодію, або складність моделювання процесів в телекомунікаційних мережах.

Постановка завдання. Основною задачею роботи є аналіз властивостей бінарного числового ряду, який отримано за допомогою генератора на основі графової моделі станів та ймовірності переходів між ними. Такий генератор трафіку є представником генераторів з використанням ланцюгів Маркова (рис. 2).

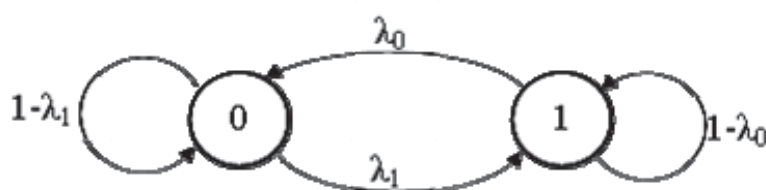


Рисунок 2 – Модель генератора фрактального трафіку

Джерело: розроблено авторами

В моделі використано стани, які відповідають за вихідне генероване значення. Наступне значення отримується за випадковими переходами, де λ_0 та λ_1 відповідають за ймовірності змінити стан на наступний квант часу, а ймовірності $1-\lambda_0$ та $1-\lambda_1$ – зберегти поточний стан. Зазначений генератор не використовує розподіли з важким хвостом та не вимагає складних обчислень, використовуються лише стандартні відпрацьовані генератори псевдовипадкового числа на проміжку $[0;1)$ з рівномірним розподілом. Мала кількість операцій для обчислення є значною перевагою для практичного

застосування в системах імітаційного моделювання формування трафіку в телекомунікаційних мережах і дозволяє заощадити час обчислювання.

Фрактальна розмірність числового ряду може бути виражена різними метриками, що може привести до інших значень фрактальної розмірності. Використання окремої метрики на моделі та реальних даних також дозволяє порівняти їх фрактальні властивості. Тому, для генератора, модель якого показана на рис. 2, побудована окрема метрика числового ряду, для якої вважається ширина покриття одиничною, якщо всі n послідовних не дорівнюють одному значенню, та нульовому, якщо всі n послідовних значень рівні лише 1 або 0. Завдяки цьому легко отримати аналітичну форму розрахунку ймовірності зустріти сегмент нульового розмаху з n елементів, і ця ймовірність дорівнює $\lambda_1(1-\lambda_0)^n + \lambda_0(1-\lambda_1)^n$.

На основі статистичного моделювання роботи зазначеного генератора, отримано математичне сподівання розмаху випадкового блукання з n кроків, що дало можливість аналітично визначити фрактальну розмірність ряду. При цьому фрактальна розмірність залежить від довжини n отриманої числової послідовності за наступним законом (1):

$$d(n, \lambda_0, \lambda_1) = 2 + \frac{\lambda_1(1-\lambda_0)^n \ln(1-\lambda_0) + \lambda_0(1-\lambda_1)^n \ln(1-\lambda_1)}{\lambda_0 + \lambda_1 - \lambda_1(1-\lambda_0)^n - \lambda_0(1-\lambda_1)^n}. \quad (1)$$

Для значення ймовірностей переходу $\lambda_0=\lambda_1=0.5$, що відповідає класичному випадковому процесу, показано графік залежності фрактальної розмірності D від кількості елементів генерованого ряду n отриманого з формули (1), рис. 3:

Наявність в математичних об'єктах на різних рівнях масштабування різних значень фрактальної розмірності має назву мультифрактальність. В [3] показана наявність мультифрактальності в трафіку комп'ютерних мережах.

Для використання методів фрактального аналізу часових рядів на основі розмірності Мінковського або R/S аналізу, потрібно проводити додаткові дослідження.

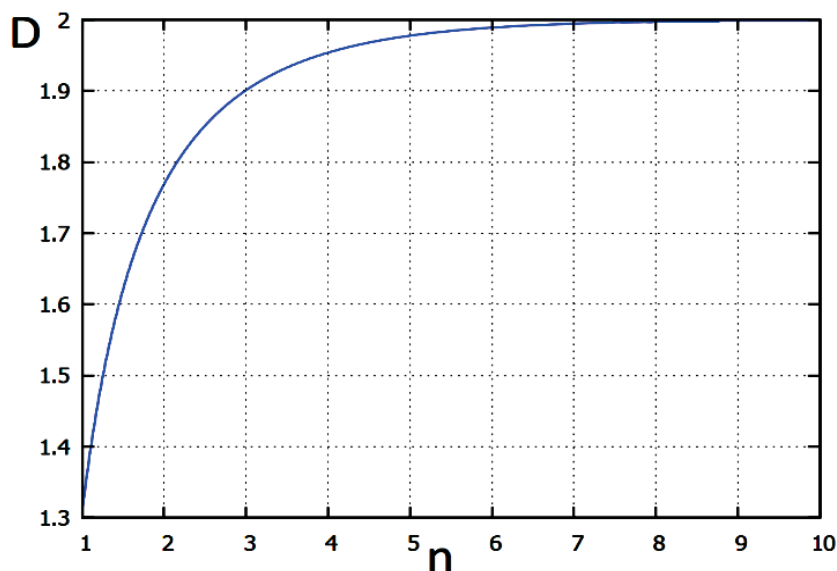


Рисунок 3 – Теоретично визначена фрактальна розмірність $D(n)$ при ймовірності зміни стану $\lambda_0 = \lambda_1 = 0.5$

Джерело: розроблено авторами

Використані методи розрахунку фрактальної розмірності. Для визначення фрактальної розмірності можна скористатися означенням фрактальної розмірності в інтерпретації Мінковського (2), [4]:

$$D = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln(N)}{-\ln(\varepsilon)}, \quad (2)$$

де використано позначення:

ε – розмір, або діаметр підмножини, яким покривають множину, розмірність якої визначається;

N – мінімальна кількість підмножин ε , яку потрібно використати для покриття всієї множини, розмірність якої визначається.

Безпосередньо використати означення (2) до дискретної множини не є можливим з причини того, що існує мінімум ε . Тому потрібно скористатися фіксованими значеннями ε .

Нехай для покриття основної множини використовують покриття розмірами ε та $k\varepsilon$ (k – для дискретної системи ε заданим натуральним числом; ε – невідомий коефіцієнт, який характеризує обрану дискретну систему). Тоді, відповідно обраним підмножинам, кількість таких підмножин для покриття складатиме $N(\varepsilon)$ та $N(k\varepsilon)$. Метод розрахунку метрики $N(k\varepsilon)$ є досить довільним, і обирається згідно величин, які вивчаються в конкретному процесі. З відношення (2), при умові відкидання визначення межі, для дискретної системи, матимемо (3):

$$-D \ln(k) - C = \ln(N(k\varepsilon)), \quad C = D \ln(\varepsilon). \quad (3)$$

Тут $\ln(k)$, $\ln(N(k\varepsilon))$ є величинами, які розраховуються для кількох значень k ; D та C отримуються в результаті лінійної регресії до точок $(\ln(k), \ln(N(k\varepsilon)))$. З причини випадковості числового ряду, $N(k\varepsilon)$ теж є випадковою величиною, з певним математичним сподіванням та дисперсією. Як в наслідок, отримані точки $(\ln(k), \ln(N(k\varepsilon)))$ будуть наближатися до прямої, але не обов'язково належатимуть їй.

З метою зменшення додаткових розрахунків та перетворень, в розглянутому генераторі, було змінено подію генерування “0” на генерування “-1”, в результаті для $\lambda_0 = \lambda_1$ математичне сподівання генерованої послідовності стало складати 0, а стандартне відхилення 1. Наступним кроком, побудовану послідовність $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ замінено на кумулятивний ряд, який відповідає випадковому блуканню $\{b_1, b_2, \dots, b_n | b_i = a_1 + a_2 + \dots + a_i\}$. Для такого ряду вводиться розрахунок ширини покриття $N(k\varepsilon)$ сегменту довжиною в k дискретних елементів:

$$N(k\varepsilon) = \sum_{i=0}^{n/k-1} (\max(b_{i-k+1} \dots b_{i(k+1)}) - \min(b_{i-k+1} \dots b_{i(k+1)})). \quad (4)$$

Більш зручно в якості n брати степінь двійки, тоді k можна буде теж змінювати вдвічі при побудові опорних точок для лінійної апроксимації. Вказаний процес для $k=8, 16, 32, 64, 128$ дозволив побудувати п'ять точок, для яких лінійна апроксимація визначає показник Херста пробної послідовності в 0.53 як кут нахилу отриманої прямої (рис. 4).

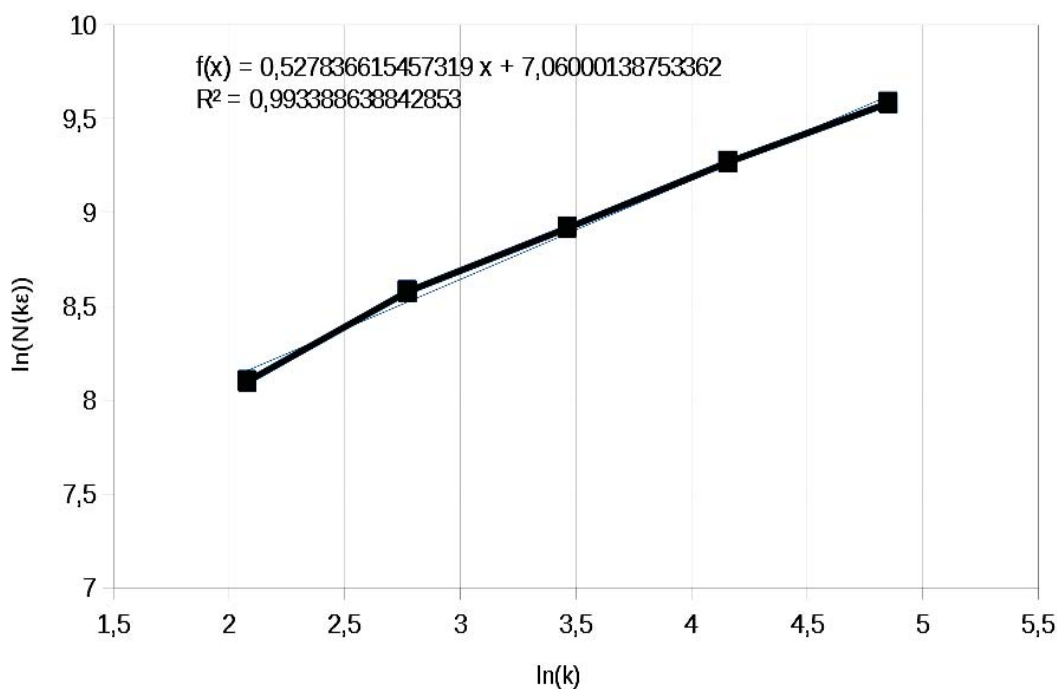


Рисунок 4 – Визначений коефіцієнт Херста $H=0.53$, що відповідає фрактальній розмірності $D=1.47$ при ймовірностях змінити стан $\lambda_0=\lambda_1=0.5$

Джерело: розроблено авторами

Теоретично для випадкової послідовності результат мав складати $H=0.5$, або що те саме $D=1.5$. Це є близьким до отриманих результатів.

Класично ширина покриття $N(k\epsilon)$ для кривих на площині повинна виражатися у кількості квадратів зі стороною $k\epsilon$, що покривають криву випадкового блукання. Але прийнята міра (4) є асимптотично рівною до міри Мінковського, більш того, при однаковому виборі значення k , показник Херста співпадає з отриманим за допомогою R/S аналізу, для якого зв'язок з фрактальною розмірністю вже відомий.

Аналіз впливу обрання масштабу на отриману фрактальну розмірність. З метою експериментального підтвердження залежності фрактальної розмірності числового ряду від обраного масштабу, було використано 11 реалізацій послідовностей в 1024 чисел “-1”, “1”. Для кожної з 11 реалізацій було розраховано показник Херста з п'яти контрольних точок при $k=\{1024, 512, 256, 128, 64\}$; $\{512, \dots, 32\}$; $\{256, \dots, 16\}$; $\{128, \dots, 8\}$. Результати чисельного експерименту показані на таблицях 1, 2, 3.

Одинадцять експериментів, для кожного з режимів генерування, утворюють у відповідному масштабі незалежне вимірювання показника Херста. Це дозволяє використати статистичну обробку результату, для якого знайдено середнє значення показника Херста та стандартне відхилення у середнього значення, яке обернено пропорційне кореню з довжини вибірки. На основі стандартного відхилення розрахований довірний інтервал з надійністю 99%, який забезпечується для відхилення від середнього значення $\pm 3\sigma$. Межі інтервалу надійності в 99% в таблиці показано відповідно в стовпцях -3σ та $+3\sigma$ відповідно.

В результаті з усіх трьох таблиць свідчать про зміну показника Херста зі зміною масштабування, що є підтвердженням припущення, яке було висунуте в попередньому пункті на основі аналітичної формули (1) для спрощеної метрики розрахунку фрактальної розмірності.

Таблиця 1 – Показники Херста при генеруванні послідовності з параметрами $\lambda_0=\lambda_1=0.95$

k	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	Mean	-3 σ	+3 σ
1024..64	0.38	0.23	0.48	0.44	0.34	0.29	0.42	0.46	0.40	0.26	0.40	0.37	0.30	0.45
512..32	0.40	0.33	0.52	0.50	0.34	0.38	0.45	0.44	0.41	0.31	0.48	0.41	0.35	0.48
256..16	0.42	0.35	0.53	0.48	0.38	0.41	0.41	0.45	0.45	0.39	0.47	0.43	0.38	0.48
128..8	0.42	0.35	0.46	0.40	0.40	0.39	0.41	0.42	0.43	0.41	0.43	0.41	0.39	0.44

Джерело: розроблено авторами

З таблиці 1 видно, що при високій ймовірності змінити попередній стан на протилежний, модуляція трафіку відбувається майже постійно, що призводить до значно меншої ймовірності отримання викидів. Це відбивається на показнику Херста, який має значення, для різних масштабів, від 0.37 до 0.41. Побудований сигнал при таких параметрів показано на рис. 5.

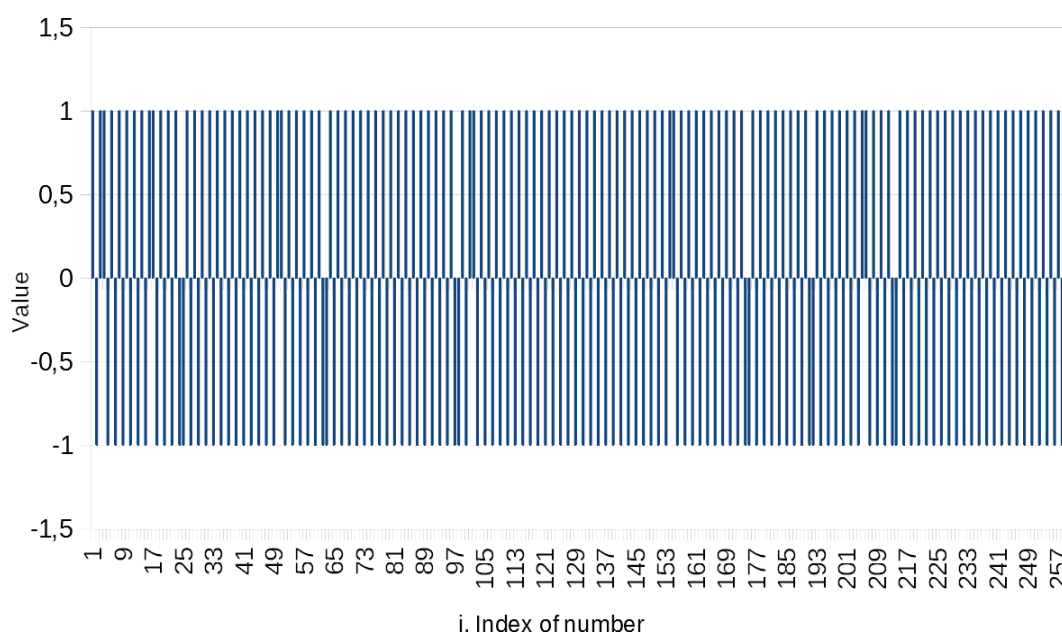


Рисунок 5 – Гістограма сигналу, який отриманий генеруванням з параметрами $\lambda_0=\lambda_1=0.95$

Джерело: розроблено авторами

В результаті випадкового блукання на основі отриманої послідовності, віддалення від початку руху буде відбуватися значно повільніше, бо на кожен крок в сторону буде значно більш висока ймовірність отримання наступного кроку протилежного напрямку.

Наступна таблиця 2 містить результати чисельного експерименту з налаштуванням генератору на рівну ймовірність збереження та зміни поточного стану $\lambda_0=\lambda_1=0.50$. В такому режимі генератор повинен відповідати класичному випадковому процесу з показником Херста $H=0.5$.

Однак, з таблиці 2 видно, що результати визначення показника Херста вже при різниці k в чотири рази, дають оцінки значення показника Херста з надійністю більше 99%, які не перетинаються. Тобто, з надійністю більше 99%, дослідження числового ряду на 1024 відліках дають менші значення показника Херста ніж на 256 відліках. Це свідчить про відмінність фрактальних властивостей числової послідовності на різних масштабах. Відповідно до цього факту, можна обирати довжину черги для системи

обслуговування, для якої показник Херста матиме значення близьке до 0.5, і використовувати для визначення характеристики такої системи обслуговування теорію випадкового потоку Пуассона без врахування самоподібності за допомогою класичної статистики.

Таблиця 2 – Показники Херста при генеруванні послідовності з параметрами $\lambda_0=\lambda_1=0.50$

k	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	Mean	-3 σ	+3 σ
1024..64	0.41	0.46	0.39	0.41	0.50	0.37	0.40	0.54	0.35	0.41	0.42	0.42	0.37	0.47
512..32	0.48	0.48	0.53	0.47	0.54	0.48	0.45	0.60	0.47	0.52	0.46	0.50	0.46	0.54
256..16	0.52	0.55	0.58	0.52	0.52	0.55	0.52	0.56	0.56	0.59	0.55	0.55	0.52	0.57
128..8	0.55	0.59	0.61	0.57	0.57	0.57	0.56	0.59	0.60	0.66	0.59	0.59	0.56	0.61

Джерело: розроблено авторами

Переглянути фрагмент отриманої послідовності з параметрами генерування $\lambda_0=\lambda_1=0.50$ можна на рис. 6.

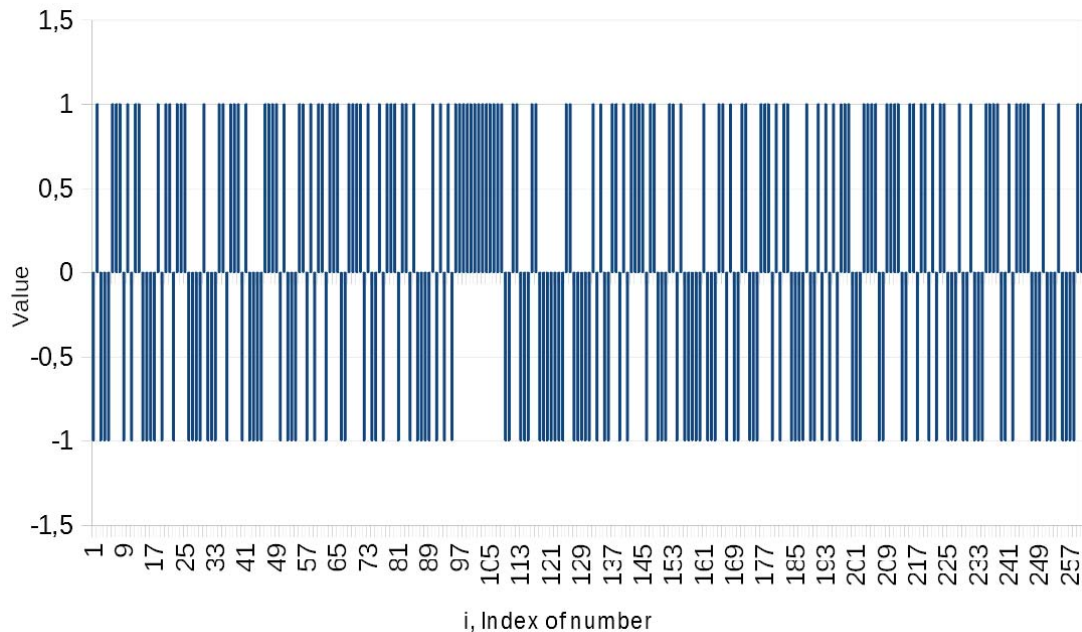


Рисунок 6 – Гістограма сигналу, який отриманий генеруванням з параметрами $\lambda_0=\lambda_1=0.50$

Джерело: розроблено авторами

Останній експеримент, результати якого наведено в таблиці 3, був проведений з параметрами генерування $\lambda_0=\lambda_1=0.05$, тобто ряд з малою ймовірністю змінює напрям руху.

Таблиця 3 – Показники Херста при генеруванні послідовності з параметрами $\lambda_0=\lambda_1=0.05$

k	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	Mean	-3 σ	+3 σ
1024..64	0.48	0.58	0.45	0.54	0.61	0.58	0.51	0.37	0.64	0.39	0.64	0.53	0.44	0.61
512..32	0.52	0.63	0.56	0.60	0.66	0.61	0.58	0.49	0.69	0.45	0.69	0.59	0.52	0.66
256..16	0.66	0.77	0.72	0.77	0.67	0.69	0.62	0.65	0.79	0.58	0.76	0.70	0.64	0.76
128..8	0.78	0.83	0.83	0.84	0.73	0.82	0.73	0.79	0.86	0.73	0.80	0.80	0.75	0.84

Джерело: розроблено авторами

В результаті, числова послідовність персистентна і здатна зберігати деякий час тренд. Але в той самий час, на великих проміжках в 1024 відліків, спостерігається значення показника Херста близьким до $H=0.5$. Це значить, що на великих відстанях, розмах кумулятивного ряду не відрізняється від кумулятивного ряду класичної випадкової послідовності, де різниця між максимальним та мінімальним значенням зростає в середньому пропорційно кореню з кількості зроблених кроків.

На малих відстанях, показник Херста сильно відрізняється, і сягає до $H=0.8$. Відповідно до цього, існує масштаб для якого самоподібний трафік, як і в попередньому випадку, матиме властивості класичного випадкового процесу.

Фрагмент отриманої послідовності можна побачити на рис. 7.

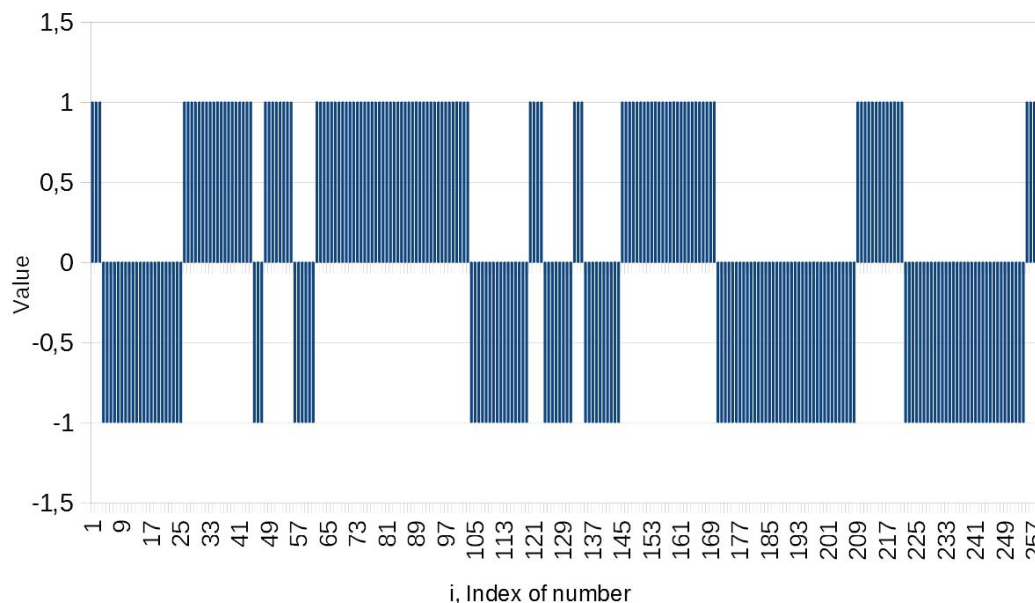


Рисунок 7 – Гістограма сигналу, який отриманий генеруванням з параметрами $\lambda_0=\lambda_1=0.05$
Джерело: розроблено авторами

Висновки. Генератори самоподібного трафіку на ланцюгах Маркова відрізняються від аналогів меншими вимогами до обчислювальної потужності систем моделювання, що дозволяє підвищити продуктивність імітаційного моделювання руху інформації в телекомунікаційних системах та комп'ютерних мережах, тому актуальним є подальший розвиток та вивчення таких систем.

На основі спрощеної метрики $N(k\epsilon)$ побудовано аналітичний вираз розрахування фрактальної розмірності результату генерування бінарного числового ряду на основі ланцюга Маркова. Відмічено залежність фрактальної розмірності від довжини проміжку, на якому проводиться розрахунок фрактальної розмірності, та зроблено припущення про повторення властивості мультифрактальності на класичних метриках, таких як рахування розмірності на основі R/S аналізу або розмірності Мінковського.

З метою перевірки припущення було проведено чисельний експеримент, який з надійністю вищу за 99% підтвердив припущення про мультифрактальність числової послідовності, що отримана генераторами на ланцюгах Маркова.

Робота може бути продовжена з метою розробки методів для керування параметрами мультифрактальності, або можливості усунення мультифрактальності в разі потреби.

Список літератури

1. Jan W. Kantelhardt Fractal and Multifractal Time Series Institute of Physics, Martin-Luther-University Halle-Wittenberg, 06099 Halle, Germany April 4, 2008 42 p. URL: <https://arxiv.org/pdf/0804.0747>
2. Fontugne, Romain and Abry, Patrice and Fukuda, Akira and Veitch, Darryl and Cho, Kenjiro and Borgnat, Pierre and Wendt, Herwig Scaling in Internet Traffic: a 14 year and 3 day longitudinal study, with multiscale analyses and random projections. (2017) *IEEE/ACM Transactions on Networking journal*, 25 (4). 2152-2165. ISSN 1063-6692. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7878657>
3. Lyudmyla Kirichenko, Tamara Radivilova, Vitalii Bulakh Machine Learning in Classification Time Series with Fractal Properties. December 2018. URL: https://www.researchgate.net/publication/329973801_Machine_Learning_in_Classification_Time_Series_with_Fractal_Properties (Last accessed: 17.11.2019)
4. Александров П.С., Пасынков Б.А. Введение в теорию размерности – М: Наука, 1973. – 576с.
5. Mackenzie Haffey; Martin Arlitt; Carey Williamson, Modeling, Analysis, and Characterization of Periodic Traffic on a Campus Edge Network. 2018 *IEEE 26th International Symposium on Modeling, Analysis, and Simulation of Computer and Telecommunication Systems (MASCOTS)*, pp. 170 – 182, 2018.
6. Lai Simin, Wan Li, Zeng Xiangjian. Comparative Analysis of Multi-fractal Data Missing Processing Methods. *Applied and Computational Mathematics*. Vol. 8, No. 2, 2019, pp. 44-49. doi: 10.11648/j.acm.20190802.14.
7. Mahdi Barat Zadeh Joveini, Javad Sadri and Hoda Alavi Khoushhal. Fractal Modeling of Big Data Networks Conference: International Conference on Pattern Recognition and Artificial Intelligence (ICPRAI 2018) At: Center for Pattern Recognition and Machine Intelligence (CENPARMI), Concordia University, Montreal, Canada, pp. 1-4, 2018.
8. D. Jiang, L. Huo and Y. Li. Fine-granularity inference and estimations to network traffic for SDN. *PLoS ONE* 13(5), 2018. Doi.org/10.1371/journal.pone.0194302
9. K. Xie, C. Peng, X. Wang, G. Xie and J. Wen Accurate recovery of internet traffic data under dynamic measurements, in *Proc. of INFOCOM'17*, pp. 1–9, 2017.
10. C. Wang, S. T. Maguluri, and T. Javidi Heavy traffic queue length behavior in switches with reconfiguration delay, in *Proc. of INFOCOM'17*, pp. 1–9, 2017.
11. G. Xie, K. Xie, J. Huang Wang X, Chen Y and Wen J. Fast low-rank matrix approximation with locality sensitive hashing for quick anomaly detection, in *Proc. of INFOCOM'17*, pp. 1–9, 2017.
12. Tatiana Mikhailovna Tatamikova and Oleg Ivanovich Kutuzov, “Evaluation and comparison of classical and fractal queuing systems”, *XV International Symposium Problems of Redundancy in Information and Control Systems*, pp.155 - 157, 2016.
13. Michai Czarkowski, Sylwester Kaczmarek and Maciej Wolff, “Influence of Self-Similar Traffic Type on Performance of QoS Routing Algorithms”, *INTL Journal of electronics and telecommunications*, vol. 62, no. 1, pp. 81-87, 2016
14. Lakhmi Priya Das, Sanjay Kumar Patra and Sarojananda Mishra, “Impact of hurst parameter value in self-similarity behaviour of network traffic”, *International Journal of Research in Computer and Communication Technology*, 2016, Vol 5, No 12, pp.631-633.
15. Ушанев К.В. Имитационные модели системы массового обслуживания типа Ра/М/1, Н2/М/1 и исследование на их основе качества обслуживания трафика со сложной структурой. *Системы управления, связи и безопасности*. 2015. №4. С.217-251.
16. Кучук Г. А., О., Можаяев О., Воробйов О. В. Метод прогнозування фрактального трафіка. *Радіоелектронні і комп'ютерні системи*. 2006, №6, С. 181–188,. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/recs_2006_6_34.
17. Кучук Г. А., Можаяев О. О., Воробйов О. В. Прогнозирование трафика для управления перегрузками интегрированной телекоммуникационной сети. *Радіоелектронні і комп'ютерні системи*. 2007, № 8. С. 261–271. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/recs_2007_8_48.
18. Кучук Г. А., Можаяев О. О., Воробйов О. В. Аналіз та моделі самоподібного трафіка. *Авиационно-космическая техника и технология*. 2006, № 9. С. 173–180. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/aktit_2006_9_35.
19. Smirnov A.A., Kuznetsov A.A., Danilenko D.A., Berezovsky A., «The statistical analysis of a network traffic for the intrusion detection and prevention systems», *Telecommunications and Radio Engineering*. – Volume 74, Issue 1. – Begel House Inc. – 2015. – P. 61-78.
20. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Kiian, A., Zamula, A., Rudenko, S., Hryhorenko, V., «Variance Analysis of Networks Traffic for Intrusion Detection in Smart Grids», *2019 IEEE 6th International Conference On Energy Smart Systems (2019 IEEE ESS)*, Kyiv, Ukraine April 17-19, 2019 P. 353-358.

21. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Kavun, S., Babenko, B., Nakisko, O., Kuznetsova, K., «Malware Correlation Monitoring in Computer Networks of Promising Smart Grids», *2019 IEEE 6th International Conference On Energy Smart Systems (2019 IEEE ESS)*, Kyiv, Ukraine April 17-19, 2019 P. 347-352
22. Коваленко А. А., Кучук Г. А., Можаяв А. А. Построение экспоненциальных временных шкал при анализе очередей мультисервисных сетей. *Радіoeлектронні і комп'ютерні системи*. 2010, № 7. С. 257–262. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/recs_2010_7_52.
23. Добровольский Е.В., Нечипорук О.Л. Моделирование сетевого трафика с использованием контекстных методов. *Наукові праці ОНАЗ ім. О.С. Попова*. 2005, № 1. С.24-32

References

1. Jan W. Kantelhardt Fractal and Multifractal Time Series Institute of Physics, Martin-Luther-University Halle-Wittenberg, 06099 Halle, Germany April 4, 2008 42 p. Retrieved from <https://arxiv.org/pdf/0804.0747> [in English].
2. Fontugne, Romain and Abry, Patrice and Fukuda, Akira and Veitch, Darryl and Cho, Kenjiro and Borgnat, Pierre and Wendt, Herwig Scaling in Internet Traffic: a 14 year and 3 day longitudinal study, with multiscale analyses and random projections. (2017) *IEEE/ACM Transactions on Networking journal*, 25 (4). 2152-2165. ISSN 1063-6692. Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/document/7878657> [in English].
3. Lyudmyla Kirichenko, Tamara Radivilova, Vitalii Bulakh Machine Learning in Classification Time Series with Fractal Properties. December 2018. URL: https://www.researchgate.net/publication/329973801_Machine_Learning_in_Classification_Time_Series_with_Fractal_Properties [in English].
4. Aleksandrov, P.S.& Pasynkov, B.A. (1973). *Vvedenie v teoriju razmernosti [Introduction to the theory of dimension]*. Moscow: Science [in Russian].
5. Mackenzie Haffey; Martin Arlitt; Carey Williamson, Modeling, Analysis, and Characterization of Periodic Traffic on a Campus Edge Network. *2018 IEEE 26th International Symposium on Modeling, Analysis, and Simulation of Computer and Telecommunication Systems (MASCOTS)*, pp. 170 – 182, 2018. [in English].
6. Lai Simin, Wan Li, Zeng Xiangjian. (2019). Comparative Analysis of Multi-fractal Data Missing Processing Methods. *Applied and Computational Mathematics*, Vol. 8, No. 2, 44-49. doi: 10.11648/j.acm.20190802.14 [in English].
7. Mahdi Barat Zadeh Joveini, Javad Sadri and Hoda Alavi Khoushhal. Fractal Modeling of Big Data Networks Conference: International Conference on Pattern Recognition and Artificial Intelligence (ICPRAI 2018) At: Center for Pattern Recognition and Machine Intelligence (CENPARMI), Concordia University, Montreal, Canada, pp. 1-4, 2018. [in English].
8. D. Jiang, L. Huo & Y. Li. (2018). Fine-granularity inference and estimations to network traffic for SDN. *PLoS ONE 13(5)* Doi.org/10.1371/journal.pone.0194302 [in English].
9. K. Xie, C. Peng, X. Wang, G. Xie & J. Wen (2017). Accurate recovery of internet traffic data under dynamic measurements, in *Proc. of INFOCOM'17*, pp. 1–9, 2017. [in English].
10. C. Wang, S. T. Maguluri, and T. Javidi Heavy traffic queue length behavior in switches with reconfiguration delay, in *Proc. of INFOCOM'17*, pp. 1–9, 2017. [in English].
11. G. Xie, K. Xie, J. Huang Wang X, Chen Y and Wen J. Fast low-rank matrix approximation with locality sensitive hashing for quick anomaly detection, in *Proc. of INFOCOM'17*, pp. 1–9, 2017. [in English].
12. Tatiana Mikhailovna Tatamikova and Oleg Ivanovich Kutuzov, “Evaluation and comparison of classical and fractal queuing systems”, *XV International Symposium Problems of Redundancy in Information and Control Systems*, pp.155 - 157, 2016. [in English].
13. Michai Czarkowski, Sylwester Kaczmarek and Maciej Wolff, “Influence of Self -Similar Traffic Type on Perform ance of QoS Routing Algorithms”, *INTL Journal of electronics and telecommunications*, vol. 62, no. 1, pp. 81-87, 2016 [in English].
14. Lakhmi Priya Das, Sanjay Kumar Patra and Sarojananda Mishra, “Impact of hurst parameter value in self-similarity behaviour of network traffic”, *International Journal of Research in Computer and Communication Technology*, Vol 5, No 12, pp.631-633, 2016. [in English].
15. K.V. Ushanev, "Imagination models of the mass service system type Pa / M / 1, H2 / M / 1 and studying on their basis the quality of service of traffic with complex structure", *Control systems, communication and security*. №4, p.217-251, 2015. [in Russian].
16. Kuchuk, G.A., Mozhayev, O.O. & Vorobeyov, O.V. (2006). The method of prediction of fractal traffic. *Radio and Computer Systems*, No. 6, 181–188. Retrieved from http://nbuv.gov.ua/UJRN/recs_2006_6_34 [in Russian].

17. Kuchuk, G.A., Mozhayev, O.O. & Vorobeyov, O.V. (2007). Traffic prediction for congestion management integrated telecommunications network. *Radio-electronic and computer systems*, № 8, 261–271. Retrieved from http://nbuv.gov.ua/UJRN/recs_2007_8_48 [in Russian].
18. Kuchuk, G A., Mozhayev, O.O. & Vorobeyov, O.V. (2006). Analiz that model samoponibnogo traffic. *Aerospace and technology*, No. 9, 173–180. Retrieved from http://nbuv.gov.ua/UJRN/aktit_2006_9_35 [in Ukrainian].
19. Smirnov A.A., Kuznetsov A.A., Danilenko D.A.& Berezovsky A. (2015). «The statistical analysis of a network traffic for the intrusion detection and prevention systems», *Telecommunications and Radio Engineering*, Vol,74, Issue 1. – Begel House Inc. P. 61-78. [in English].
20. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Kiian, A., Zamula, A., Rudenko, S., Hryhorenko, V., «Variance Analysis of Networks Traffic for Intrusion Detection in Smart Grids», *2019 IEEE 6th International Conference On Energy Smart Systems (2019 IEEE ESS)*, Kyiv, Ukraine April 17-19, 2019 P. 353-358. [in English].
21. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Kavun, S., Babenko, B., Nakisko, O., Kuznetsova, K. (2019). «Malware Correlation Monitoring in Computer Networks of Promising Smart Grids», *2019 IEEE 6th International Conference On Energy Smart Systems (2019 IEEE ESS)*, Kyiv, Ukraine April 17-19, 2019 P. 347-352 [in English].
22. Kovalenko, A.A., Kuchuk, G. A. & Mozhaev, A. A. (2010). Construction of exponential time scales in the analysis of multiservice network queues. *Radio and Computer Systems*. No. 7, 257–262. Retrieved from http://nbuv.gov.ua/UJRN/recs_2010_7_52 [in Russian].
23. Dobrovolsky, E.V. & Nechyporuk. O.L. (2005). Modeling of Network Traffic Using Context Methods *Scientific Papers ONAS them. O.S. Popova*, No. 1, 24-32 [in Russian].

Hanna Drieieva, teacher, **Oleksii Smirnov**, Prof., DSc., **Oleksandr Drieiev**, PhD tech. sci., **Tetiana Smirnova**, PhD tech. sci.

Central Ukrainian National Technical University, Ukraine, Kropyvnytskyi

A Fractal Analysis of a Self-similar Traffic Generator Based on a Markov Chain

In this work, we investigate the fractal dimension of the time series, which was obtained using a self-similar traffic generator based on Markov chains with controlled fractal dimension. The subject of the article is a fractal analysis of a self-similar traffic generator based on a Markov chain.

The purpose of the study is to investigate the fractal dimension of the time series, which is obtained using a self-similar traffic generator based on Markov chains with controlled fractal dimension. For this purpose the following problems were solved in the work: on the basis of numerical experiments of determination of fractal dimension of generated numerical sequences, statistically significant changes of fractal properties of numerical sequence on different scales were shown; points out the insufficient development of high-performance algorithms for obtaining self-similar numerical sequences for simulating traffic generation in telecommunication systems and networks; Directions for further studies on the management of the multifractal phenomenon in Markov-based generators are proposed.

Generators of self-similar traffic on Markov circuits differ from their counterparts with lower requirements for the computational power of simulation systems, which improves the performance of imitation modeling of information traffic in telecommunication systems and computer networks, so further development and study of such systems is relevant. On the basis of the simplified metric $N(k\epsilon)$, an analytical expression for calculating the fractal dimension of the result of generating a binary number series based on a Markov chain is constructed. The dependence of the fractal dimension on the length of the interval at which the fractal dimension is calculated is made, and the assumption is made of the repetition of the multifractal property on classical metrics, such as dimension calculation based on R/S analysis or Minkowski dimension. In order to verify the assumptions, a numerical experiment was conducted which, with a reliability higher than 99%, confirmed the assumption of multifractal numerical sequence obtained by generators on Markov chains. Work can be continued to develop methods for managing multifractality parameters, or to eliminate multifractality when needed.

modeling, traffic, self-similarity, multifractal, computer networks

Одержано (Received) 28.11.2019

Прорецензовано (Reviewed) 12.12.2019

Прийнято до друку (Approved) 23.12.2019