

УДК 621.72:004.724.4

МОДЕЛЮВАННЯ САМОПОДІБНОГО ТРАФІКА В ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ МЕРЕЖАХ

Л. В. Будкова, В. І. Корнієнко

Державний вищий навчальний заклад «Національний гірничий університет»

просп. К. Маркса, 19, м. Дніпропетровськ, 49600, Україна. E-mail: BudkovaLv@i.ua, vikor7@ukr.net

Проведено аналіз існуючих моделей трафіку, а саме моделей фрактального броунівського руху, фрактального гауссівського шуму та фрактального руху Леві, авторегресійних, нейромережових і нейронечітких моделей. Визначені недоліки та переваги кожної з них. Для визначення характеристик трафіку використано комплексний метод ідентифікації і методику оцінки характеристик трафіку в інформаційних телекомунікаційних мережах, які включають часо-частотний, статистичний і фрактальний аналізи, що дозволяють комплексно класифікувати й оцінити характеристики породжуючої системи. При моделюванні які моделі трафіку були використані: лінійний, нейронечіткий, нейровейвлетний та нейромережовий адаптивні фільтри-апроксиматори. Побудовані графіки автокореляційних функцій, спектрів і дисперсій експериментальних та модельних сигналів. Як показник ефективності моделювання була використана відносна середньоквадратична похибка.

Ключові слова: трафік, мережа, модель, апроксимація, фільтр.

МОДЕЛИРОВАНИЕ САМОПОДОБНОГО ТРАФИКА В ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕЛЕКОМУНИКАЦИОННЫХ СЕТЯХ

Л. В. Будкова, В. И. Корниенко

Государственное высшее учебное заведение «Национальный горный университет»

просп. К. Маркса, 19, г. Днепропетровск, 49600, Украина. E-mail: BudkovaLv@i.ua, vikor7@ukr.net

Проведен анализ существующих моделей трафика, а именно моделей фрактального броуновского движения, фрактального гауссовского шума и фрактального движения Леви, авторегрессионных, нейросетевых и нейронечетких моделей. Определены недостатки и преимущества каждой из них. Для определения характеристик трафика были использованы комплексный метод идентификации и методика оценки характеристик трафика в информационных телекоммуникационных сетях, которые включают время-частотный, статистический и фрактальный анализы, которые позволяют комплексно классифицировать и оценить характеристики порождающей системы. При моделировании процессов в качестве моделей трафика были использованы: линейный, нейронечеткий, нейровейвлетный и нейросетевой адаптивные фильтр-аппроксиматоры. Построены графики автокорреляционных функций, спектров и дисперсий экспериментальных и модельных сигналов. В качестве показателя эффективности моделирования использована относительная средноквадратичная ошибка.

Ключевые слова: трафик, сеть, модель, апроксимация, фильтр.

АКТУАЛЬНІСТЬ РОБОТИ. Зростання інформатизації суспільства посилює вимоги до надійності та продуктивності передачі даних в інформаційних телекомунікаційних мережах (ІТМ). Збільшення потоків даних призводить до виникнення пікових навантажень, за яких спостерігаються значні втрати пакетів та істотні часові затримки.

У зв'язку з цим актуальним є аналіз існуючих моделей та моделювання мережевого трафіку з метою створення засобів забезпечення якості передачі в ІТМ.

Трафік в ІТМ є нелінійним стохастичним процесом із властивостями самоподоби, хаотичною і фрактальною динамікою [1]. Нерівномірність інтенсивності надходження пакетів даних призводить до появи пачечності та пікових навантажень. Проте тривалість піків невелика і більшу частину часу роботи мережі спостерігається порівняно невелика середня інтенсивність трафіку. Тому для забезпечення необхідної якості послуг і уникнення втрати пакетів необхідно збільшувати пропускну спроможність мережі і кількість устаткування.

Доцільним вирішенням даної проблеми є побудова і використання для керування передачею моделей мережевого трафіку на основі оцінки його характеристик.

Дослідження властивості самоподоби мережевого трафіку призвело до виникнення моделей на ос-

нові фрактальних стохастичних процесів. У роботі [2] запропоновано комплексний метод ідентифікації і методику оцінки характеристик трафіку в ІТМ, які включають часо-частотний, статистичний і фрактальний аналізи. Це дозволяє класифікувати і оцінити характеристики породжуючої системи, і таким чином отримати адекватну динамічну модель трафіку.

Метою роботи є дослідження та обґрунтування моделей мережевого трафіку, а також проведення його моделювання відповідно до комплексного методу ідентифікації та методики оцінки характеристик трафіку в ІТМ.

МАТЕРІАЛ І РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ. *Моделі мережевого трафіку.* Розглянемо і проаналізуємо відомі моделі мережевого трафіку, що відображають його основні властивості.

Поширення отримали моделі фрактальних рухів. Фрактальний броунівський рух (ФБР) – це процес, що має приріст координати броунівської частинки для будь-якої пари моментів часу t і t_0 виду

$$X(t) - X(t_0) \sim \xi |t - t_0|^H \quad (t \geq t_0), \quad 0 < H < 1, \quad (1)$$

де $X(t_0)$ – координата частинки в деякий початковий момент часу t_0 ; ξ – стандартний гауссівський випадковий процес з незалежними приростами; H – показник Херста [3]. ФБР має нульове середнє, дисперсію приростів, яка збільшується з часом, а також

нескінченно великий час кореляції.

Фрактальний гауссівський шум (ФГШ) – це суворо самоподібний в широкому сенсі стохастичний процес із нульовим середнім і дисперсією вигляду

$$D[B_H(t) - B_H(t_0)] = D[\xi] \cdot |t - t_0|^{2H}, \quad (2)$$

де B_H – ФБР з показником Херста H і автокореляційною функцією (АКФ) виду

$$r(k) = \left[|k+1|^{2H} - |2k|^{2H} + |k-1|^{2H} \right], \quad k \in N, \\ 0 < H < 1. \quad (3)$$

Для побудови ФБР застосовують, наприклад, метод [4], заснований на використанні біортогональних вейвлетів, залежних від заданого базису і параметра Херста H . Основна ідея полягає у використанні дискретного вейвлет-перетворення (ДВП), деталізуючі коефіцієнти на кожному рівні якого є незалежними нормально розподіленими випадковими величинами, а апроксимуючі коефіцієнти – результат використання фрактальної авторегресійної інтегральної моделі з ковзним середнім (FARIMA) процесу [5]:

$$B_H(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \Phi_H(t-k) S_k^{(H)} + \\ + \sum_{j=0}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} 2^{-jH} \Psi_H(2^j t - k) \varepsilon_{j,k} - b_0, \quad (4)$$

де Ψ_H , Φ_H – біортогональний вейвлет і відповідні йому скейлінг функції; $S_k^{(H)}$ – стаціонарний гауссівський процес FARIMA; $\varepsilon_{j,k}$ – незалежні гауссівські випадкові величини; b_0 – константа, така що $B_H(0) = 0$.

Перевагами моделей ФБР і ФГШ є властивості самоподоби і довготривалої залежності, що відповідають властивостям експериментальних даних, а також можливість їх аналітичного трактування. Проте їх недоліки полягають в обмеженнях опису мережевого трафіку і складнощах підбору значень параметрів для генерації трафіку, подібного до експериментальних даних. Крім цього, єдиного параметра, що характеризує кореляційну структуру (асимптотичне убавання) ФБР і ФГШ, недостатньо для моделювання трафіку.

Фрактальний рух Леві є узагальненням ФБР, представником класу б-стійких процесів. Він має властивості самоподоби і нескінченний інтервал кореляції. Прирости даного процесу є самоподібними з $H = 1/\alpha$ і залежними один від одного, а також мають розподіли з «важкими хвостами» [6]. Відповідно, модель враховує два показники: Херста $H \in [1/2, 1]$ і Леві $\alpha \in [0, 1]$. Перевагами даної моделі є можливість її математичного опису, а також здатність враховувати розподіл із «важким хвостом». Серед недоліків варто відзначити необхідність враховувати декілька параметрів, що визначають стан моделі (зокрема, для визначення показника α відсутній прямий метод оцінки [6]).

Переваги моделей фрактальних рухів: концептуально прості; можуть описати складну динаміку багатьох реальних систем; відносно мале число параметрів і їх вибір наочний; дозволяють виявити стійкі стани системи.

Авторегресійні моделі припускають, що поточне значення процесу є сумою постійної, зваженої суми попередніх значень і похибки моделі. Прикладами таких моделей є: ARMA (авторегресійна модель ковзного середнього), ARIMA (авторегресійна інтегральна модель ковзного середнього) і FARIMA.

При оцінюванні та ідентифікації процесів для реалізації авторегресійних моделей використовують адаптивні фільтри-апроксиматори (АФА) [7], процес адаптації яких включає оцінювання шуканого виходу фільтра та корегування його параметрів залежно від значення вихідної похибки.

Вихід лінійного АФА визначається згортою вхідного сигналу з імпульсною перехідною характеристикою фільтра [7]:

$$x[k] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} u[m] \cdot h[k-m] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} h[m] \cdot u[k-m], \quad (5)$$

де $u[k]$ – вхідний сигнал; $x[k]$ – вихідний сигнал; $h[k]$ – імпульсна перехідна характеристика.

Різницеве рівняння лінійного АФА з кінцевою імпульсною характеристикою (КІХ) має вигляд:

$$\hat{x}[k+1] = \sum_{r=0}^R b_r \cdot u[k-r], \quad (6)$$

де b_r , R – коефіцієнти фільтра і його порядок відповідно.

Для АФА з КІХ характерна асимптотична стійкість і лінійна фазо-частотна характеристика.

Різницеве рівняння лінійного АФА з нескінченною імпульсною характеристикою (НІХ) має вигляд:

$$\hat{x}[k+1] = \sum_{m=1}^M a_m \cdot x[k-m] + \sum_{r=0}^R b_r \cdot u[k-r], \quad (7)$$

де a_m , M – коефіцієнти і порядок зворотнього зв'язку фільтра, відповідно.

Ця рекурентна формула використовується для послідовного обчислення поточного значення вихідного сигналу АФА за його минулими значеннями. Для фільтрів даного типу характерна більша гнучкість при реалізації.

Авторегресійним моделям властиві простота і одноманітність аналізу і проектування, проте у них відсутня можливість моделювання нелінійностей, їм властиві громіздкий математичний апарат і трудомісткий процес ідентифікації.

Іншими моделями трафіку є нейромережеві моделі та моделі з використанням нечіткої логіки. Останні ґрунтуються на твердженні, що функція належності елементу до множини може приймати значення в інтервалі $[0, 1]$. Чим це значення ближче до 1, тим більше відповідність елемента універсальної множини властивостям нечіткої множини [8].

Перевагами даного виду моделей є прозорість процесу отримання висновків на основі словесного

опису експертних знань про процес; стійкість до шумів. До недоліків можна віднести відсутність можливості автоматичного набуття знань для використання їх в алгоритмах формування висновків [8]; обмежена кількість вхідних змінних.

Нейромережеві (НМ) моделі представляють собою набір сполучених між собою нейронів, для яких перетворення вхідного вектора у вихідний задається значеннями вагів мережі [8]. Вихідні значення нейронів залежать від вибору функції активації.

Серед НМ моделей найкращі результати показує гетерогенна мережа, що складається з прихованих шарів з нелінійною функцією активації нейронів і вихідного лінійного нейрона.

Рівняння АФА на основі НМ прямого розповсюдження з прихованим шаром представляється у вигляді рівняння згортки [7]:

$$\hat{x}[k+1] = \sum_{\tau \in P} F_x \left\{ \sum_{l \in Q} v_l[\tau] \cdot F_l \left(\sum_{m \in Q} v_{l,m}[\tau] \cdot u_m[k-\tau] \right) \right\}, \quad (8)$$

де P – множина глибин пам'яті відповідних вхідів; F_x – активаційна функція вихідного шару НМ; Q – множина входів нейронів; l – порядковий номер входу вихідного шару НС; v_l – вагові коефіцієнти вихідного шару; F_l – активаційна функція нейронів прихованого шару; m – порядковий номер входу НМ; $v_{l,m}$ – вагові коефіцієнти зв'язку m -го входу і l -го нейрона; u_m – вхід НМ.

Параметрами настройки цієї НМ є $\{v_l, v_{l,m}\} \subset a$, де a – вектор параметрів навчання мережі.

Зазвичай для настройки параметрів НМ прямого розповсюдження (8) використовують градієнтні алгоритми, наприклад, алгоритм зворотного поширення помилки в просторі параметрів a при заданій архітектурі НМ і структурних функціях F .

Перевагами НМ моделей є: автоматичне набуття знань; масштабованість; можливість навчання; нелінійність моделей; адаптивність; одноманітність аналізу і проектування. Серед недоліків варто відзначити: складний аналіз навченої мережі; процес їх навчання вимагає немало часу; складність вибору алгоритму навчання і архітектури мережі; жорсткі вимоги до навчальної вибірки.

Нейронечіткі (гібридні) моделі об'єднують в собі переваги двох вищезазначених моделей. В результаті навчання формується система правил, яка надалі використовується для формування висновків.

Можливість адаптивного самонавчання і хороша інтерпретація результатів, що є перевагами даних моделей, стають на противагу їх недоліку – складності підбору параметрів для забезпечення якісного навчання.

Гібридна мережа представляє собою НМ із чіткими сигналами, вагами і активаційною функцією, об'єднання сигналів і вагів в якій здійснюється з використанням t -норми, t -конорми або деяких інших безперервних операцій. В ній входи, виходи та ваги – дійсні числа, що приймають значення в інтервалі $[0, 1]$.

Однією з найбільш розповсюджених гібридних мереж є Anfis (адаптивна нейронна система нечітко-

го висновку), рівняння АФА на основі якої має вигляд [7]:

$$\hat{x}[k+1] = \sum_{\tau \in P} \sum_{m \in Q} \beta_m[\tau] \cdot \alpha_m[k-\tau], \quad (9)$$

$$\text{де } \beta_m[\tau] = U_m^{-1}(\alpha_m[\tau] / \sum_m \alpha_m[\tau]); \quad U = U(a_U);$$

$$L = L(a_L); \quad \alpha_m[k-\tau] = T_n \{L_{l,m}(u_m[k-\tau])\}.$$

Тут U_m^{-1} – функція, зворотна функції належності проміжного виходу m мережі з параметрами a_U ; α_m – значення проміжного виходу; T_n – довільна t -норма моделювання логічної операції «І»; $L_{l,m}$ – функція належності нечіткого правила l входу m із параметрами a_L .

Параметрами настройки НМ (9) є $\{a_U, a_L\} \subset a$, її навчання виконується аналогічно НМ (8).

Фільтри із частотним перетворенням мають переваги над фільтрами зі згорткою в часовій області, завдяки скороченню об'єму обчислень і покращенню властивості збіжності алгоритмів адаптації. При цьому, внаслідок здатності представляти нестационарні сигнали більш доцільним, є використання дискретного часо-частотного (вейвлет) перетворення, якому притаманні властивості ортонормованості, компактності, відновлення без утрат і малого об'єму обчислень.

Прикладом такого фільтру є нейронний вейвлет (НВ) АФА [9], в основу фільтрації якого покладена процедура прямого ДВП. Для зменшення впливу шуму у фільтрі здійснюють трешолдинг – порогове обмеження коефіцієнтів вейвлет розкладання. НМ використовується для прогнозування значень коефіцієнтів, по яким за допомогою зворотного ДВП визначається прогнозований сигнал.

Рівняння НВ АФА має вигляд:

$$\hat{x}[k+1] = \sum_{p=1}^{P_L} \hat{a}_{L,p} \cdot \phi_{L,p}[k+1] + \sum_{l=1}^L \sum_{p=1}^{P_l} \hat{d}_{l,p} \psi_{l,p}[k+1], \quad (10)$$

де ϕ, ψ – масштабуюча і відповідна їй вейвлет функції; L – кількість рівнів розкладання; P_l – кількість коефіцієнтів на рівні розкладання l ; $\hat{a}_{L,p}, \hat{d}_{l,p}, d_{l,p}$ – коефіцієнти апроксимації і деталізації відповідно.

До параметрів АФА, що навчаються (адаптуються), відносяться тип базисного вейвлета ψ , кількість рівнів розкладання L , а також параметри трешолдинга і НМ.

Моделювання мережевого трафіку. Для перевірки розробленої методики [2] використовувались експериментальні сигнали трафіку автоматичних телефонних станцій (АТС) на базі систем комутацій: EWSD ДНІПРО (сигнал 1) і F-1500 (сигнал 2) та трафіку, що передавався через мережу Інтернет (сигнал 3) [10].

Система EWSD ДНІПРО надає абонентам розширений набір послуг зв'язку: інтегральне обслуговування, обмін даними і обмін голосовою інформацією, в той час як комутаційна система F-1500 –

тільки останню. Також АТС на базі системи комутації EWSД є зоною, а АТС на базі системи комутації F-1500 – міською. Ці особливості побудови та використання систем обумовлюють відмінності їх трафіків. Час агрегації (дискретизації) для сигналів 1 і 2 складає 1 год.

Дані реалізації трафіку мережі Інтернет становлять собою залежність розміру Ethernet кадрів у байтах від часу. Для того, щоб привести початкові

дані до еквідистантної шкали по часовій осі, була проведена процедура агрегації з кроком у 5 с.

При моделюванні процесів ідентифікації та прогнозування сигналів 1–3 використовувались як стандартні програми, так і програми, розроблені у середовищі MATLAB.

Результати моделювання наведені на рис. 1–6 і в табл. 1 і 2.

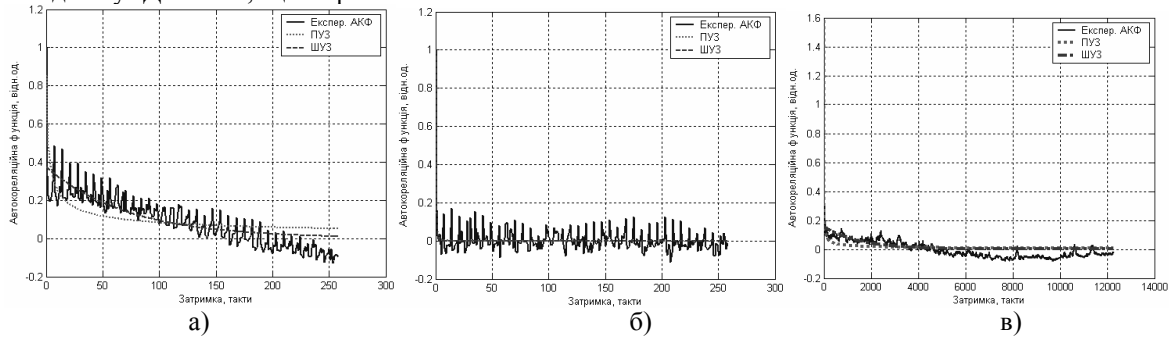


Рисунок 1 – АКФ експериментальних сигналів 1 (а), 2 (б) та 3 (в)

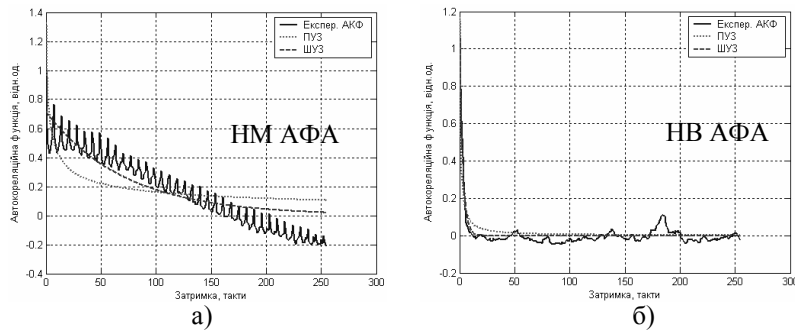


Рисунок 2 – АКФ модельних сигналів 1 (а) і 3 (б)

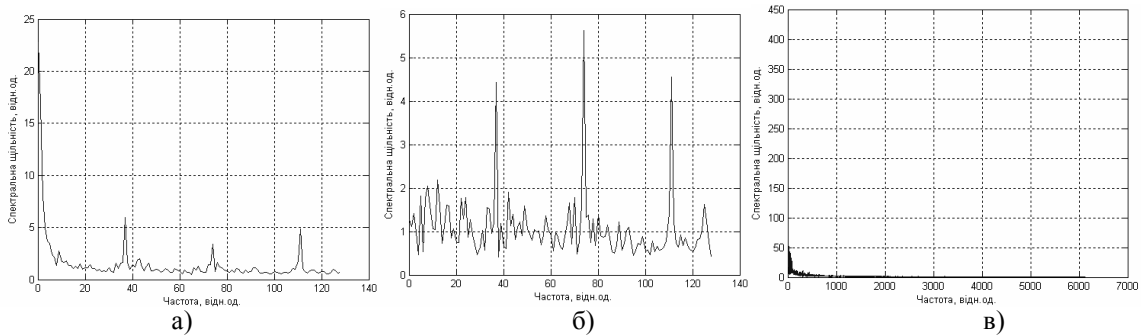


Рисунок 3 – Спектри експериментальних сигналів 1 (а), 2 (б) та 3 (в)

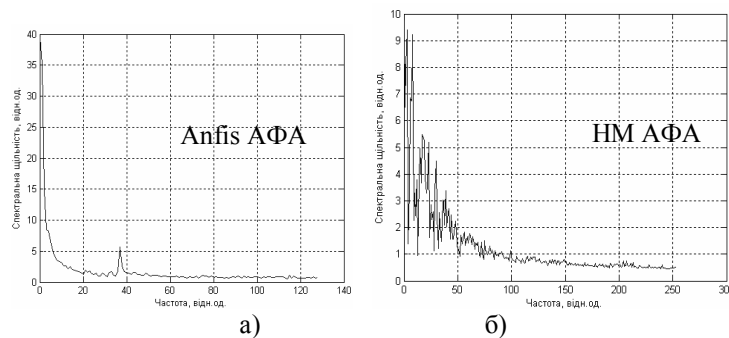


Рисунок 4 – Спектри модельних сигналів 1 (а) і 3 (б)

За видом автокореляційної функції (АКФ) (рис. 1,а) і спектру (рис. 3,а) експериментального сигналу 1 можна сказати про нерегулярність породжуючого процесу. Це впливає з того, що його спектр має вигляд спектру фліккер-шуму, тобто спектральна потужність сигналу 1 приблизно зворотно пропорційна частоті. При цьому з вигляду його АКФ не можна з упевненістю стверджувати, що породжуючому процесу притаманна властивість самоподоби (апроксимації АКФ у вигляді повільно (ПУЗ) та

швидко (ШУЗ) убуваючих залежностей наведені на рис. 1). Значення показника Херста (табл. 1) сигналу 1 становлять залежно від методів, що використовувались, [0,814; 0,923], тобто це персистентні ряди: якщо вони зростають (убувають) у попередній період, то, ймовірно, що вони зберігатимуть цю тенденцію певний час у майбутньому. Для таких сигналів події недавнього минулого впливають на процес набагато сильніше, ніж події віддаленого минулого.

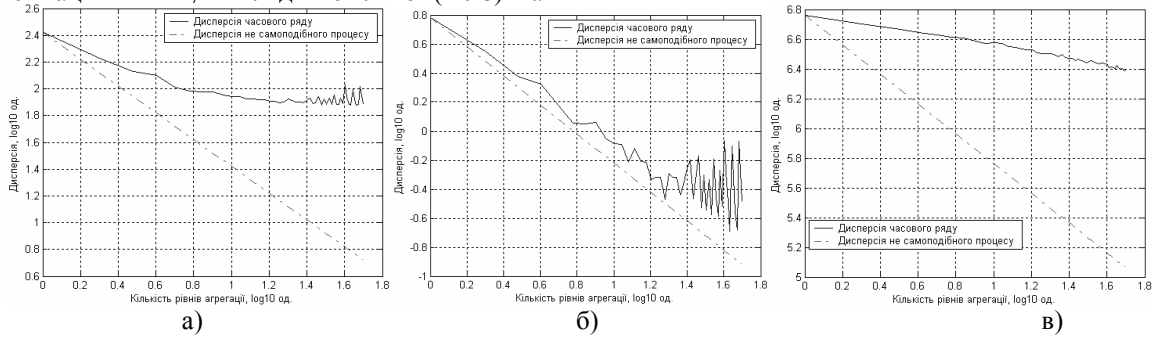


Рисунок 5 – Дисперсії експериментальних сигналів 1 (а), 2 (б) та 3 (в)

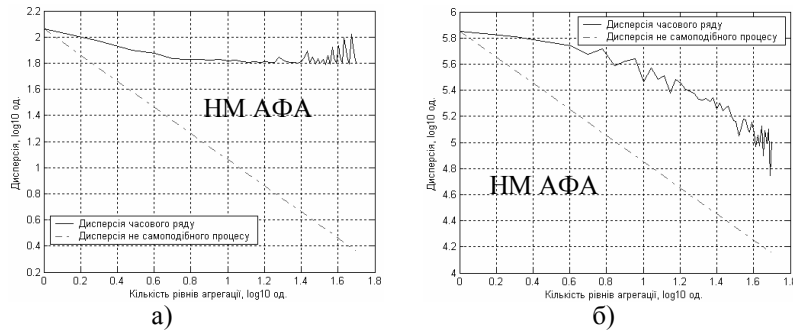


Рисунок 6 – Дисперсії модельних сигналів 1 (а) і 3 (б)

Таблиця 1 – Характеристики експериментальних сигналів

Показник	Сигнал 1	Сигнал 2	Сигнал 3
АКФ		ШУЗ	ПУЗ
Спектр	Ступеневий закон зі сплесками	Енергія представлена в області низьких та високих частот	Ступеневий закон
Вейвлет-перетворення	Деревоподібна структура скелетона		
Дисперсія	Поволі убуваюча	Зменшується зі зростанням обсягу вибірки	Поволі убуваюча
Закон розподілу за критерієм: – Колмогорова – Пірсона	Логнормальний Логнормальний	Логнормальний Логнормальний	Парето Парето
Показник «важкості хвоста»	~5,4	~4,5	~1,4
BDS-тест	Хаотичний нелінійний процес	Стохастичний нелінійний процес	Хаотичний нелінійний процес
Показник Херста – періодограмний метод – метод агрегованої дисперсії – R/S аналіз	0,923 0,904 0,814	0,909 0,668 0,671	0,980 0,888 0,913
Кореляційна розмірність	3,584	4,326	2,956
Кореляційна ентропія	0,954	0,599	0,640
Інтервал прогнозування	1,694	2,697	2,525
Розмірність атратора	$4 \leq d \leq 6$	$5 \leq d \leq 8$	$2 \leq d \leq 4$

Крім того, їх вейвлет-перетворення мають самоподібний (фрактальний) характер (гілляста (деревоподібна) структура зберігається на різних масштабах). Вигляд графіку дисперсій процесу (рис. 5,а), а саме їх повільне убубання, також підтверджує наявність даної властивості у досліджуваного процесу, що породжує сигнал 1. Крім того, процес є нелінійним – на це вказують результати проведеного BDS-тесту для залишків лінійної моделі.

Побудова гістограм експериментального розподілу і визначення їх адекватності теоретичним розподілам за допомогою критеріїв згоди Колмогорова

і Пірсона дали змогу встановити, що сигналу 1 відповідає логнормальний закон розподілу.

Швидкий спад АКФ експериментального сигналу 2 (рис. 1,б) свідчить про стохастичність процесу, що його породжує. Енергія спектра сигналу (рис. 3,б) представлена як в області низьких, так і високих частот. Значення показника Херста (табл. 1) змінюється в діапазоні [0,814; 0,923]. Графік дисперсії сигналу 2 (рис. 5,б) свідчить про відсутність властивості самоподоби. Підтвердженням стохастичності та нелінійності процесу є результат BDS-тесту.

Таблиця 2 – Характеристики модельних сигналів

Показник	Сигнал 1			Сигнал 3	
	Anfis АФА	НМ АФА	НВ АФА	НМ АФА	НВ АФА
АКФ	ШУЗ		ПУЗ	ШУЗ	
Спектр	Ступеневий закон із сплесками			Ступеневий закон	
Вейвлет-перетворення	Деревоподібна структура скейлетона				
Дисперсія	Поволі убубаюча				
Закон розподілу за критерієм: – Колмогорова – Пірсона	Логнормальний Логнормальний		Логнормальний Гамма-розподіл	Логнормальний Логнормальний	Парето Експоненціальний
Показник «важкості хвоста»	~6,5	~6,1	~9,4	~1,2	~1,5
BDS-тест	Хаотичний нелінійний процес				
Показник Херста – періодограмний метод	0,999	0,997	1,013	0,936	0,974
– метод агрегованої дисперсії	0,967	0,979	1,039	0,687	1,454
– R/S аналіз	0,837	0,992	0,849	0,788	0,764
Кореляційна розмірність	4,134	3,717	2,738	3,992	3,483
Кореляційна ентропія	1,029	0,807	0,788	0,826	0,643
Інтервал прогнозування	1,551	2,003	2,046	3,063	2,987
Розмірність атрактора	$5 \leq d \leq 7$	$4 \leq d \leq 6$	$4 \leq d \leq 6$	$2 \leq d \leq 5$	$2 \leq d \leq 4$

Породжуючий процес експериментального сигналу 3 має всі властивості, притаманні самоподібним процесам: гіперболічне убубання АКФ із зростанням часової затримки (рис. 1,в), ступеневий закон графіка його спектральної щільності (рис. 3,в) та поволі убубаючу дисперсію (рис. 5,в). Сигнал 3 має (табл. 1) розподіл з «важким хвостом» (показник «важкості хвоста», визначений за методом Хілла та шляхом побудови графіка додаткового розподілу в подвійному логарифмічному масштабі, становить $\alpha=1,4$), гістограма експериментального розподілу згідно з критеріями згоди Колмогорова і Пірсона відповідає розподілу Парето, скейлетон вейвлет-перетворення сигналу має деревоподібну структуру, а показник Херста становить [0,888; 0,980]. Процес також є нелінійним відповідно до результатів BDS-тесту.

Гіпотези про тотожність розподілу значень сигналів приймалися з вірогідністю 95 %.

Значення кореляційних ентропій і розмірностей атракторів експериментальних сигналів наведені в

табл. 1, при цьому інтервали точної передбачуваності (глибина точного прогнозу) склали $T_{C1} = 1,694$, $T_{C2} = 2,697$ і $T_{C3} = 2,525$ тактів дискретизації.

При моделюванні у якості моделей трафіку (сигналів 1 і 3) використовувались лінійний, Anfis, НМ і НВ АФА. В результаті їх адаптації та навчання АКФ (рис. 2), спектри (рис. 4) та дисперсії (рис. 6) модельних сигналів якісно відповідають графікам експериментальних сигналів (рис. 1, 3, 5).

Крім того, якісні та числові значення характеристик модельних сигналів в цілому відповідають характеристикам експериментальних сигналів (табл. 1 і 2).

У результаті моделювання встановлено, що відносна середньоквадратична похибка апроксимації експериментальних сигналів за допомогою АФА не перевищує 4,6 %.

Статистична перевірка за непараметричним критерієм знаків дозволила встановити адекватність експериментальних і модельних сигналів з рівнем

значущості 0,01.

ВИСНОВКИ. В результаті виконаних досліджень відомих моделей визначені їх переваги та недоліки при використанні для математичного опису трафіку в інформаційних телекомунікаційних мережах.

Шляхом моделювання визначені якісні та числові характеристики експериментальних сигналів трафіків в різних інформаційних телекомунікаційних мережах, а також отримані їх моделі за допомогою адаптивних фільтрів-апроксиматорів.

Встановлено, що відносна похибка апроксимації експериментальних сигналів не перевищує 4,6 %, а статистична перевірка підтвердила адекватність експериментальних і модельних сигналів.

Подальші дослідження мають бути спрямовані на розробку алгоритмів керування передачею в інформаційних телекомунікаційних мережах на основі ідентифікації їх трафіку.

ЛІТЕРАТУРА

1. Self-Similarity in World Wide Web Traffic: Evidence and Possible Causes / M.E. Crovella, A. Bestavros // *IEEE Transactions on Networking*. – 1997. – Vol. 5, № 6. – PP. 835–846.
2. Комплексна оцінка характеристик та ідентифікація трафіку в інформаційних телекомунікаційних мережах / Л.В. Будкова, В.І. Корнієнко // *Системи обробки інформації*. – 2013. – № 2 (109). – С. 207–211.

SELF-SIMILAR TRAFFIC SIMULATION IN INFORMATION TELECOMMUNICATION NETWORKS

L. Budkova, V. Korniyenko

State Higher Education Institution "National Mining University"

prosp. Karl Marx, 19, Dnipropetrovsk, 49600, Ukraine. E-mail: BudkovaLv@i.ua, vikor7@ukr.net

The author has analyzed existing traffic models, namely models of fractal Brownian motion, fractal Gaussian noise and fractal Levy motion, AR, neural networks and neuro-fuzzy models and identified their pros and cons. To determine the traffic characteristics the complex identification method and the estimation method of traffic characteristics in information telecommunication networks were used. These methods include time-frequency, statistical and fractal analyses that allow for comprehensive classification and evaluation of characteristics of the generating system. Linear, neuro-fuzzy, neuro-wavelet, neuro-network adaptive approximation filters were used during the simulation as traffic models. Graphs of autocorrelation functions, spectrums and dispersions of the experimental and modeling signals were drawn. The relative mean square error was used as an index of simulation efficiency.

Key words: traffic, network, model, approximation, filter.

REFERENCES

1. Crovella, M.E., Bestavros, A. (1997) "Self-Similarity in World Wide Web Traffic: Evidence and Possible Causes", *IEEE Transactions on Networking*, vol. 5, no. 6, pp. 835–836.
2. Budkova, L.V., Korniyenko, V.I. (2013) "Complex estimation of characteristics and traffic identification in information telecommunication networks", *Information processing systems*, no. 2(109), pp. 207–211, Ukraine.
3. Feder, J. (1991), *Fractals*, Mir, Moscow, Russia.
4. Meyer, Y. (1995) "Wavelets, generalized white noise and fractional integration: the synthesis of fractional Brownian motion", *The Journal of Fourier Analysis and Applications*, no. 5(5), pp. 465–494.
5. Abry, P., Sellan, F. (1996) "The wavelet-based synthesis for the fractional Brownian motion proposed by F. Sellan and Y. Meyer: Remarks and fast implementation", *Applied and Computational Harmonic Analysis*, vol. 3(4), pp. 377–383.

3. Федер Е. Фракталы / Пер. с англ. – М.: Мир, 1991. – 254 с.

4. Meyer Y. Wavelets, generalized white noise and fractional integration: the synthesis of fractional Brownian motion // *The Journal of Fourier Analysis and Applications*. – 1995. – № 5(5). – PP. 465–494.

5. The wavelet-based synthesis for the fractional Brownian motion proposed by F. Sellan and Y. Meyer: Remarks and fast implementation / P. Abry, F. Sellan // *Applied and Computational Harmonic Analysis* – Vol. 3(4). – 1996. – PP. 377–383.

6. Шелухин О.И. Мультифракталы. Инфокоммуникационные приложения. – М.: Горячая линия–Телеком, 2011. – 576 с.

7. Композиційна структурно-параметрична ідентифікація нелінійних динамічних об'єктів керування / Г.В. Кузнецов, В.І. Корнієнко, О.В. Герасіна // *Наукові вісті НТУУ КПІ*. – 2009. – № 5. – С. 69–75.

8. Математические пакеты расширения MATLAB. Специальный справочник / В. П. Дьяконов, В. В. Круглов. – СПб.: Питер, 2001. – 480 с.

9. Нейронне вейвлет прогнозування та ідентифікація складних сигналів та об'єктів керування / В.І. Корнієнко, Г.В. Кузнецов, І.В. Гарнак // *Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія*. – 2009. – № 2 (15). – С. 38–44.

10. Архив трафика [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://ita.ee.lbl.gov>.

6. Sheluhin, O.I. (2011), *Multifractals. Infocommunication applications*, Goryachaya Linia, Moscow, Russia.

7. Kuznetsov, G.V., Korniyenko, V.I., Gerasina, O.V. (2009) "Composition structural-parametric identification of nonlinear dynamic controlled objects", *Research Bulletin of NTUU "KPI"*, no. 5, pp. 69–75, Ukraine.

8. Dyakonov, V.P., Kruglov, V.V. (2001), *Mathematical packet of MATLAB expansion. A special reference book*, Piter, St. Petersburg, Russia.

9. Korniyenko, V.I., Kuznetsov, G.V., Garnak, I.V. (2009) "Neural wavelet prediction and identification of complex signals and controlled objects", *Information Technology and Computer Engineering*, no. 2(15), pp. 38–44, Ukraine.

10. Traffic archive, available at: <http://ita.ee.lbl.gov>.

Стаття надійшла 28.08.2013.