УДК 621.72:004.724.4

Л.В. Будкова, В.І. Корнієнко

ДВНЗ «Національний гірничий університет», Дніпропетровськ

КОМПЛЕКСНА ОЦІНКА ХАРАКТЕРИСТИК ТА ІДЕНТИФІКАЦІЯ ТРАФІКУ В ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ МЕРЕЖАХ

Запропоновано комплексний метод ідентифікації і методику оцінки характеристик трафіку в інформаційних телекомунікаційних мережах, які включають часо-частотний, статистичний і фрактальний аналізи, що дозволяє комплексно класифікувати й оцінити характеристики породжуючої системи. Визначено властивості самопобідного, нелінійного, хаотичного процесу.

Ключові слова: *ідентифікація, інформаційні телекомунікаційні мережі, часо-частотний аналіз, фрактальний аналіз, BDS-тест.*

Вступ

Глобалізація суспільства сприяє стрімкому розвитку засобів комунікацій і збільшенню ємності інформаційних телекомунікаційних мереж (ІТМ). При проектуванні, запуску і експлуатації ІТМ одним з основних завдань є забезпечення належної якості обслуговування при обробці потоку даних – трафіку. Широке використання технології пакетної комутації призвело до зміни структури і характеристик трафіку в ІТМ, внаслідок чого пуассонівські моделі, що використалися раніше в теорії телетрафіку, виявилися неадекватними [1]. У зв'язку з цим, актуальним є дослідження методів оцінки характеристик й ідентифікації трафіку в ІТМ.

Постановка завдання. Дослідження сучасного трафіку в ІТМ показали, що йому притаманна властивість самоподоби (фрактальності) і він є нелінійним стохастичним процесом з хаотичною і фрактальною динамікою, властивості якого значно відрізняються від пуассонівських моделей [2, 3].

Самоподібним є стаціонарний випадковий процес $x=\{x_t : t=0,1,...\}$, де t – такт часу, із постійним середнім $\mu=E[x_t]$, нескінечнною дисперсією $\sigma^2=E[(x_t-\mu)^2]$ і автореляційнною функцією (АКФ) $r(k)=E[(x_t-\mu)(x_{t+k}-\mu)]/E[(x_t-\mu)^2]$; $(k=0,1,2,...)$, яка залежить від зсуву такту часу k і дорівнює АКФ $r^{(m)}$ агрегованого процесу $x^{(m)}=(x_k^{(m)}:k=1,2,3,...)$, усередненого за блоками довжини $m=1,2,3,...$. Компоненти цього процесу визначаються як $x_k^{(m)}=(1/m)(x_{km-m+1}+...+x_{km}),(k\ge 1)$, тобто $r^{(m)}(k)=$ $=r(k)$. Крім цього, АКФ можно записати як [3]:

$$r(k)\sim L_1(t)k^{-\beta} \quad \text{при } k\to\infty, \qquad (1)$$

де L_1 – поволі змінювана на нескінченності функція, тобто для $x>0$ вона має $\lim\limits_{t\to\infty}\frac{L_1(xt)}{L_1(t)}=1$; $\beta=2-2H$; $0<\beta<1$; H – параметр Херста.

На основі моделювання властивостей трафіку можливо розробити засоби забезпечення якості обслуговування в ІТМ. Проте, в даний час немає єдиних загальновизнаних моделей самоподібного трафіку і не існують достовірні і визнані методики оцінки характеристик і показників якості ІТМ при самоподібному трафіку.

Одні дослідники підходять до рішення задачі ідентифікації мережевого трафіку із використанням фрактального аналізу, інші – статистичного, а треті – спектрального. Разом з тим, сумісне використання цих трьох підходів дозволить, на нашу думку, підвищити достовірність визначення властивостей, оцінки характеристик і, зрештою, отримати адекватні моделі трафіку в ІТМ.

Мета статті. Дослідження методів і розробка методики комплексної оцінки характеристик і ідентифікації трафіку в ІТМ.

Часо-частотний аналіз

Аналіз АКФ процесу дозволяє визначити, яка із залежностей характерна для нього: довготривала або короткострокова.

Для самоподібних процесів з довготривалою залежністю (з поволі убиваючою залежністю – ПУЗ) АКФ визначається по формулі (1) і є неінтегрованою ($\sum_k r(k)=\infty$), при цьому вона гіперболічно убуває зі зростанням часової затримки. Навпаки, процеси з короткостроковою залежністю (з швидко убиваючою залежністю – ШУЗ) характеризуються експоненційно спадаючою інтегрованою АКФ:

$$r(k) \sim c\rho^k,\ k \to \infty,\ 0 < \rho < 1,\ 0 < \sum_k r(k) < \infty, \quad (2)$$

де c – константа.

Для визначення типу залежності в експериментальному часовому ряді необхідно його АКФ апроксимувати за допомогою формул (1) і (2), визначивши параметри моделей $L_1(t)$, β, c, ρ, наприклад, методом найменших квадратів. Далі по величині дисперсії різниць (похибки) між експериментальною АКФ і її апроксимаціями можна встановити тип процесу (ПУЗ або ШУЗ), реалізований в досліджуваному часовому ряді.

Спектральна щільність самоподібного процесу підкорюється ступеневому закону:

$$S(f) \sim L_2(t) f^{-\gamma} \text{ при } f \to 0, \quad (3)$$

де $L_2(t)$ – поволі змінювана в нулі функція;

$$w_{d,N}(\varepsilon) = \sqrt{N-d+1}\frac{C_{d,N}(\varepsilon) - (C_{1,N-d}(\varepsilon))^d}{\sigma_{d,N}(\varepsilon)},\ \gamma = 2H+1.$$

При частоті $\sigma_{m,N}(\varepsilon)$ спектральна щільність $C_{m,N}(\varepsilon)$. Процес даного типу називають «1/f - процесом» або «флікер-шумом».

Самоподібні процеси також можуть бути класифіковані залежно від значення показника ε. Так, до фрактального броунівського руху (ФБР) відносяться нестаціонарні випадкові процеси, що мають нескінченну низькочастотну потужність і

$$C_{d,N}(\varepsilon) = \frac{2}{(N-d+1)(N-d)} \sum_{s=d}^{N} \sum_{t=s+1}^{N} \prod_{j=0}^{d-1} I_r(x_{s-j}^d, x_{t-j}^d),$$

[4]. При $I_r(x_i^d, x_j^d) = \begin{cases} 1, \left\| x_i^d - x_j^d \right\| \le \varepsilon; \\ 0, \left\| x_i^d - x_j^d \right\| > \varepsilon, \end{cases}$ процес є класичним броунівським рухом. Похідними від ФБР є стаціонарні гаусовські процеси, які мають $-1 < \gamma < 1$. Окремим випадком процесів даного типу є стаціонарний білий гаусівський шум з $\gamma = 0$.

Одним з методів якісного і кількісного визначення саподібності процесу є вейвлет-аналіз. Його скелетон (потужність коефіцієнтів вейвлет-перетворення) показує наявність самоподоби у вигляді розвиненої деревоподібної структури з розгалуженнями (гілками), залежність від масштабу яких описується по ступеневому закону [5].

Підраховуючи число точок максимумів коефіцієнтів вейвлет-перетворення $N(\alpha)$ уздовж параметра зсуву в області масштабу α можна оцінити значення параметра Херста:

$$H = \log[N(\alpha)] / \log(\alpha). \quad (4)$$

Статистичний аналіз

Якщо дисперсія процесу поволі убуває, тобто дисперсія вибіркового середнього має повільніший спад, ніж величина, зворотна довжині вибірки:

$$\sigma^2(x^{(m)}) \sim m^{-\beta} \text{ при } m \to \infty, \quad (5)$$

то даний процес є самоподібним [1]. Якщо ж дисперсія швидко убуває, тобто вона зменшується зі зростанням обсягу вибірки:

$$\sigma^2(x^{(m)}) = \frac{1}{m}\sigma^2(x), \quad (6)$$

то даний процес описується традиційною пуассонівською моделлю пакетного трафіку.

З виразу (5) отримаємо оцінку коефіцієнта β:

$$\beta \sim -\log[\sigma^2(x^{(m)})] / \log(m) \text{ при } m \to \infty. \quad (7)$$

При $\beta = [0,1]$ даний процес є самоподібним.

Інструментом статистичного аналізу є дослідження функції розподілу. Для самоподібних процесів зі ступеневим (гіперболічним) убуванням АКФ характерним є розподіл з «важким хвостом» [6].

Випадкова величина Z має розподіл з «важким хвостом», якщо

$$P[Z > x] \sim cx^{\alpha} \text{ при } x \to \infty, \quad (8)$$

де $0 < \alpha < 2$ – параметр форми (показник «тяжкості хвоста»), c – позитивна константа.

Найчастіше для апроксимації гістограм експериментальних даних самоподібних процесів застосовуються функції субекспоненціальних законів розподілу:

Парето:

$$F(x) = P[Z \le x] = 1 - \left(\frac{k}{x}\right)^a,\quad f(x) = \frac{ak^a}{x^{a+1}}; \quad (9)$$

Вейбулла:

$$F(x) = 1 - e^{-(x/a)^b},\quad f(x) = \frac{b}{a}\left(\frac{x}{a}\right)^{b-1} e^{-\left(\frac{x}{a}\right)^b}; \quad (10)$$

логнормальний:

$$F(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\int_0^x \frac{1}{t} e^{-\frac{(\ln(x)-\mu)^2}{2\sigma^2}} dt,$$

$$f(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-(\ln x - \mu)^2/2\sigma^2}, \quad (11)$$

де a, b, k, μ, σ – параметри розподілів.

Для перевірки адекватності теоретичних розподілів (9) – (11) експериментальним даним використовуються критерії згоди Колмогорова і Пірсона.

Показник «тяжкості хвоста» (параметр форми) α визначають по методу Хілла або шляхом побудови графіка додаткового розподілу в подвійному логарифмічному масштабі (LLCD) [7].

Оцінка Хілла визначає показник форми як функцію найбільших елементів набору даних N:

$$\hat{\alpha} = \left(\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} \log \frac{x_{(i)}}{x_{(N+1)}}\right)^{-1}. \quad (12)$$

де $x_{(1)} > x_{(2)} > \ldots$ – порядкові статистики.

По графіку залежності $\hat{\alpha}$ від N значення показника форми, починаючи з якого відбувається стабілізація лінії графіка, є оцінкою показника «тяжкості хвоста».

Другий метод полягає в побудові додаткової функції розподілу $\overline{F}(x)=1-F(x)$. При цьому графік функції на ділянці, що представляє хвіст розподілу, є прямою лінією, для якої при великих значеннях x справедливий вираз

$$\alpha \sim -\frac{d\log \overline{F}(x)}{d\log x}. \quad (13)$$

Таким чином, присутність розподілу з «важким хвостом» в даних підтверджується наявністю на графіку лінійної ділянки. Побудувавши до неї лінію регресії, можна визначити шуканий показник α, який рівний тангенсу кута нахилу цієї лінії.

Варто відзначити, що для самоподібних процесів показник α пов'язаний з показником Херста співвідношенням

$$H=\frac{3-\alpha}{2}. \quad (14)$$

Для перевірки нульової гіпотези про незалежність і тотожність розподілу значень часового ряду запропоновано BDS-тест, який також дозволяє виявити нелінійність породжуючої системи, відрізнити випадкові системи від детермінованого хаосу або від нелінійних стохастичних систем [8].

Даний тест базується на обчисленні BDS-статистики:

$$w_{d,N}(\varepsilon)=\sqrt{N-d+1}\,\frac{C_{d,N}(\varepsilon)-(C_{1,N-d}(\varepsilon))^d}{\sigma_{d,N}(\varepsilon)}, \quad (15)$$

де $C_{d,N}(\varepsilon), (C_{1,N-d}(\varepsilon))^d$ – кореляційні інтеграли $\sigma_{m,N}(\varepsilon)$ – средньоквадратичне відхилення чисельника.

Кореляційний інтеграл $C_{m,N}(\varepsilon)$ показує відносне число пар точок атрактора, що знаходяться на відстані не більше ε і визначається як [9]:

$$C_{d,N}(\varepsilon)=\frac{2}{(N-d+1)(N-d)}\sum_{s=d}^{N}\sum_{t=s+1}^{N}\prod_{j=0}^{d-1} I_r(x^d_{s-j},x^d_{t-j}),$$

$$I_r(x_i^d,x_j^d)=\begin{cases}1, & \left\|x_i^d-x_j^d\right\|\le\varepsilon;\\ 0, & \left\|x_i^d-x_j^d\right\|>\varepsilon,\end{cases} \quad (16)$$

де $I_r(x_i^d,x_j^d)$ – функция Хевісайда для всіх пар значень i й j ($0\le j\le N$); N – число елементів часового ряду $\{x_i\}_{i=1}^N$; d – розмірність вкладення.

Доведено [8], що при $N\to\infty$ інтеграл $C_{d,N}(\varepsilon)\Rightarrow(C_{1,N}(\varepsilon))^d$, а $C_{d,N}(\varepsilon)-(C_{1,N-d}(\varepsilon))^d$ є нормально розподіленою величиною з нульовим середнім і средньоквадратичним відхиленням:

$$\sigma^2_{d,N}=4\begin{pmatrix}p^d+2\sum_{j=1}^{d-1}p^{d-j}(C_{1,N}(\varepsilon))^{2j}+\\ +(d-1)^2(C_{1,N}(\varepsilon))^{2d}-d^2p(C_{1,N}(\varepsilon))^{2d-2}\end{pmatrix}, \quad (17)$$

де

$$p=\frac{1}{(N-1)(N-2)N}\times$$
$$\times\left\{\sum_{t=1}^{N}\left[\sum_{s=1}^{N}I_r(x_t,x_s)\right]^2-3\sum_{s=1}^{N}\sum_{t=s+1}^{N}I_r(x_t,x_s)+2N\right\}.$$

Звідси випливає, що BDS-статистика $w_{d,N}(\varepsilon)$ є нормально розподіленою. Якщо $w_{d,N}(\varepsilon)$ приймає значення $\left|w_{d,N}(\varepsilon)\right|\le 1{,}96$, то нульову гіпотезу з вірогідністю 95% можна прийняти (спостерігається стохастичний процес, відліки якого незалежні, однаково розподілені випадкові величини). Інакше ($\left|w_{d,N}(\varepsilon)\right|>1{,}96$) нульову гіпотезу необхідно відхилити (спостерігається хаотичний процес).

Якщо в результаті виконання BDS-теста для залишків (похибки) лінійної моделі виявиться, що нульову гіпотезу потрібно відхилити, то даний процес є нелінійним.

Фрактальний аналіз

Значна кількість експериментальних даних, отриманих при спостереженні природних явищ, в тому числі і мережевого трафіку, мають фрактальну (дробну) розмірність в часі [10].

Згідно теореми Такенса за часовою реалізацією спостережуваного сигналу $x=x(t)$, задаючи затримку τ і розмірність d фазового простору, можна отримати його дискретне відображення:

$$x[k]=\{x[k],x[k-m],x[k-2m],...,x[k-(d-1)m]\}, \quad (18)$$

де $m=\tau/T$; T – інтервал дискретизації за часом.

При переборі за тактом часу k маємо дискретний набір точок в d-мірному просторі, який при сталому режимі системи є фазовим портретом атрактора.

При аналізі фазового портрета можна виявити напрями рухів за різних початкових умов, а також визначити якісні властивості динамічної системи, що породжує процес (18).

При відомому значенні кореляційного інтеграла, використовуючи залежність:

$$C(\varepsilon)\sim\varepsilon^{D_C}, \quad (19)$$

можна визначити кореляційну розмірність D_C:

$$D_C=\lim_{\varepsilon\to 0}\frac{\log C(\varepsilon)}{\log(\varepsilon)}. \quad (20)$$

Тоді, побудувавши графік кореляційного інтеграла в подвійному логарифмічному масштабі, можна визначити кореляційну розмірність як тангенс кута нахилу прямої, що апроксимує даний графік.

Розмірність фазового простору d, починаючи з якої D_C перестає змінюватися, є мінімальною розмірністю вкладення атрактора, тобто найменшою цілою розмірністю фазового простору, що вміщує весь атрактор [11]. Оцінку розмірності визначають також по формулі Мане:

$$d \geq 2D_C + 1, \tag{21}$$

яка на практиці часто дає завищені значення d, тому обмежуються простором розмірності $d \geq D_C$.

Кореляційна розмірність D_C характеризує нижню межу фрактальної розмірності:

$$D = 2 - H. \tag{22}$$

Показник Херста H характеризує ступінь самоподоби процесу. Для його визначення використовують, наприклад, такі методи, як метод періодограм, вейвлет-аналіз, метод агрегованих дисперсій і R/S-аналіз. Згідно з останнім показник Херста визначається по формулі

$$H = \frac{\log(R/S)}{\log(\alpha N)}, \tag{23}$$

де S – средньоквадратичне відхилення спостережуваного часового ряду; R – розмах накопиченого відхилення; N – число періодів спостережень, α – позитивна константа.

Даний показник свідчить про наявність тренда або про випадковість процесу, а також характеризує еволюцію досліджуваного процесу. Якщо $0,5 < H < 1$, то даний процес характеризується довготривалою пам'яттю і є персистентним, якщо ж $0 < H < 0,5$, то це говорить про антиперсистентність процесу. Значення $H = 0,5$ характерне для броунівського руху з незалежними приростами і відповідає випадковим відхиленням процесу від середнього.

Для визначення режиму породжуючого процесу, оцінюють його ентропію Колмогорова K, яка дорівнює сумі старших показників Ляпунова і характеризує швидкість втрати інформації про стан динамічної системи в часі [11]:

$$\begin{aligned} K &= -\lim_{T\to 0}\lim_{\varepsilon\to 0}\lim_{N\to\infty}\frac{1}{NT}(K_{k+1} - K_k) = \\ &= -\lim_{T\to 0}\lim_{\varepsilon\to 0}\lim_{N\to\infty}\frac{1}{NT}\sum_{i_0 \dots i_k} P_{i_0\dots i_k}\ln P_{i_0\dots i_k}, \end{aligned} \tag{24}$$

де $K_{k+1} - K_k$ – втрата інформації на інтервалі часу від k до $k+1$; $P_{i_0\dots i_k}$ – спільна імовірність перебування точки $x[0]$ в осередку фазового простору i_0 розміром ε, $x[1T]$ – в i_1, … і $x[kT]$ – в i_k; N – тривалість часової реалізації.

K-ентропія дорівнює нулю при регулярному русі, нескінченна для випадкових систем, позитивна і обмежена для систем з динамічним хаосом.

Значення кореляційної ентропії оцінюють по кореляційному інтегралу $C(\varepsilon, d)$, залежному як від відстані ε, так і від розміру фазового простору d:

$$K_C(\varepsilon, d) = \frac{C(\varepsilon, d)}{C(\varepsilon, d+1)}. \tag{25}$$

Кореляційна ентропія також дозволяє визначити оцінку інтервалу точної передбачуваності процесу:

$$T_C = \frac{1}{K_C}\ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right). \tag{26}$$

Кореляційна ентропія K_C є нижньою межею K-ентропії. За час, більший T_C, можливе тільки статистичне прогнозування.

Методика оцінки характеристик мережевого трафіку

На основі вищевикладеного метод ідентифікації трафіку в ІТМ полягає в проведенні часо-частотного, статистичного і фрактального аналізів, котрі дозволяють комплексно класифікувати і оцінити характеристики породжуючої системи, і, таким чином, отримати адекватну динамічну модель трафіку.

При цьому методика оцінки характеристик мережевого трафіку влючає наступні етапи.

1. Часо-частотний аналіз:

– якісний аналіз виду часового сигналу і часо-частотних перетворень;

– визначення по АКФ процесу (вираз (2)) виду залежності (короткострокова або довготривала);

– побудова і аналіз графіка спектральної щільності потужності (по виразу (3));

– аналіз виду вейвлет-перетворення (оцінка показника Херста H по виразу (4)).

2. Статистичний аналіз:

– аналіз дисперсії вибіркового середнього (по виразу (5));

– побудова гістограми експериментального розподілу і визначення його адекватності теоретичним розподілам за допомогою критеріїв згоди Колмогорова і Пірсона;

– визначення показника «тяжкості хвоста» α розподілу методом Хілла (по виразу (12)) і методом LLCD (по виразу (13));

– застосування BDS-теста (згідно виразу (15)) для перевірки нульової гіпотези про незалежність і тотожність розподілу значень часового ряду та виявлення нелінійної залежності.

3. Фрактальний аналіз:

– побудова фазового портрета атрактора за дискретним відображенням часової реалізації (18);

– обчислення кореляційної ентропії K_C по виразу (25), яка є оцінкою знизу K-ентропії Колмогорова (24) і характеризує ступінь хаотичності режиму;

– обчислення кореляційного інтервалу прогнозованості (глибини прогнозу) процесу T_C по виразу (26), який є оцінкою зверху інтервалу точного прогнозування стану породжуючої системи;

– обчислення кореляційної розмірності атрактора D_C по виразах (20), (22);

– визначення показника Херста H за виразом (23);

– визначення розмірності вкладення атрактора d (розмірності фазового простору – глибини пам'яті) системи по виразу (21) і по графіку залежності $D_C(d)$.

Також слід зазначити, що для самоподібного процесу характерними є наступні ознаки:

– ступеневий закон виду графіка спектральної щільності;

– поволі убуваюча дисперсія;

– гіперболічне убування АКФ із зростанням часової затримки;

– розподіл з «важким хвостом»;

– фрактальна розмірність $1 < D < 1,5$;

– показник Херста $0,5 < H < 1$;

– деревоподібна структура скейлетона вейвлет-перетворення.

Висновки

На основі виконаних досліджень запропоновано комплексний метод ідентифікації і методику оцінки характеристик трафіку в інформаційних телекомунікаційних мережах, які включають часо-частотний, статистичний і фрактальний аналізи, і що дозволяють класифікувати і оцінити характеристики породжуючої системи, і таким чином, отримати адекватну динамічну модель трафіку.

Подальші дослідження мають бути спрямовані на розробку адекватних моделей трафіка в різних інформаційних телекомунікаційних мережах.

Список літератури

1. *Leland W.E. On the Self-similar Nature of Ethernet Traffic / W.E. Leland, M.S. Taqqu, W. Willinger, D.V. Wilson // IEEE/ACM Transactions of Networking. – 1994. – Vol. 2, N 1. – P. 1-15.*
2. *Crovella M.E. Self-Similarity in World Wide Web Traffic: Evidence and Possible Causes / M.E. Crovella, A. Bestravos // IEEE Trans. Networking. – 1997. – Vol. 5, N 6.*
3. *Sahinoglu Z. On Multimedia Networks: Self-Similar Traffic and Network Performance / Z. Sahinoglu, S. Tekinay // IEEE Communications Magazine. – 1999. – Vol. 37, N 1. – P. 48-52.*
4. *Телекоммуникационные системы и сети: В 3 томах: учеб. пособие / В.В. Величко. Е.А. Субботин, В.П. Шувалов, А.Ф. Ярославцев; под ред. В.П. Шувалова. – М: Горячая линия-Телеком, 2005. – Т. 3: Мультисервисные сети. – 592 с.*
5. *Козлов П.В. Вейвлет-преобразование и анализ временных рядов / П.В. Козлов, Б.Б. Чен // Вестник КРСУ. – 2002. – Т. 2. – № 2. – С. 95-103.*
6. *Newman M.E.J. Power laws, Pareto distributions and Zipf's law / M.E.J. Newman // Contemporary Physics. – 2005. – Vol. 46. – P. 323.*
7. *Crovella M. Heavy Tailed-Probability Distributions in the World Wide Web / M. Crovella , M.S. Taqqu, A. Bestavros // A Practical Guide to Heavy Tails: Statistical Techniques and Applications. – Boston : Birkhäuser, 1998. – P. 3-26.*
8. *Brock W.A. A Lest for Independence Based on the Correlation Dimension / W.A. Brock, W.D. Dechen, J.A. Scheinkman // Working Paper #8702. Department of Economics, University of Wisconsin, 1987.*
9. *Мусалимов В.М. Специальные разделы высшей математики. Часть первая: учеб. пособие / В.М. Мусалимов, С.С. Резников, Н.Ч. Чан. – СПб.: СПбГУ ИТМО, 2006. – 80 с.*
10. *Федер Е. Фракталы: пер. с англ. / Е. Федер. – М.: Мир, 1991. – 254 с.*
11. *Шустер Г. Детерминированный хаос: Введение: пер. с англ. / Г. Шустер. – М.: Мир, 1988. – 240 с.*

Надійшла до редколегії 1.02.2013

Рецензент: д-р техн. наук, проф. М.О. Алексеєв, ДВНЗ «Національний гірничий університет», Дніпропетровськ.

КОМПЛЕКСНАЯ ОЦЕНКА ХАРАКТЕРИСТИК И ИДЕНТИФИКАЦИЯ ТРАФИКА В ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННЫХ СЕТЯХ

Л. В. Будкова, В.И. Корниенко

Предложен комплексный метод идентификации и методика оценки характеристик трафика в информационных телекоммуникационных сетях, которые включают время-частотный, статистический и фрактальный анализы, что позволяет классифицировать и оценить характеристики порождающей системы. Определены свойства самоподобного, нелинейного, хаотического процесса.

Ключевые слова: *идентификация, информационные телекоммуникационные сети, время-частотный анализ, фратальный анализ, BDS-тест.*

COMPLEX ESTIMATION OF CHARACTERISTICS AND TRAFFIC IDENTIFICATION IN INFORMATION TELECOMMUNICATION NETWORKS

L.V. Budkova, V.I. Korniyenko

The complex identifiication method and estimation method of traffic characteristics in information telecommunication networks, which include time-frequency, statistical and fractal analyses, which allow to classify and estimate characteristics of the generative system, are developed. The properties of self-similar, nonlinear, chaotic process are defined.

Keywords: *identification, information telecommunication networks, time-frequency analysis, fractal analysis, BDS-test.*