

УДК 681.324 : 621.396

А.А. Подорожняк

Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба, Украина

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В ПРОГНОЗИРОВАНИИ ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННОГО ТРАФИКА

Рассмотрена математическая модель телекоммуникационного трафика учитывающая его самоподобность и основанная на теории нейродинамики. Предложен метод прогнозирования телекоммуникационного трафика в реальном масштабе времени, на основе теории искусственных нейронных сетей. Предложен алгоритм синтеза нейросети для прогнозирования телекоммуникационного трафика.

фрактальный трафик телекоммуникационных сетей, параметр Херста, нейродинамическое прогнозирование, нейросеть

Введение

Постановка проблемы и анализ литературы.

В настоящее время вопросы обеспечения стойкого управления и обмена информацией между элементами сложных разнесенных систем не утратили своей актуальности. И, как хорошо известно [1 – 3], трафик телекоммуникационных систем, в том числе и трафик систем управления и обмена информацией между элементами сложных разнесенных систем, не всегда достаточно адекватно описывается традиционными моделями, не учитывающими их самоподобный характер.

Проблеме моделирования самоподобного (фрактального) трафика посвящено значительное число работ [3 – 5]. Результаты этих исследований позволяют определять многие характеристики трафика телекоммуникационных сетей, но у большинства моделей, предложенных в этих работах, есть один существенный недостаток – необходимо значительное время для получения и обработки информации о трафике, тогда как задачи, решаемые многими сложными разнесенными системами [4, 6] требуют проводить управление трафиком в режиме реального времени, что является **актуальной** научной задачей. В таком случае решить ее позволяет теория нейродина-

мики, в основе которой лежат методы искусственных нейронных сетей, хаоса и фракталов.

Целью данной статьи является разработка подхода к прогнозированию параметров телекоммуникационного трафика в реальном масштабе времени с учетом его фрактального характера, базирующегося на нейросетевых технологиях.

Результаты теоретических исследований

Любой процесс, в том числе и телекоммуникационный трафик, является фрактальным, если у него дробная размерность. Для изучения хаотических процессов, таких как, например поведение телекоммуникационного трафика может быть использован показатель Херста, позволяющий определить хаотичность или стохастичность анализируемого процесса. В классическом виде этот показатель может быть получен из соотношения

$$(R/S) = (\alpha N)^H, \quad (1)$$

где R – максимальный размах исследуемой величины; S – ее среднеквадратичное отклонение; N – время наблюдений (или объем выборки), α – некая постоянная; H – показатель Херста. Анализируя (1) можно сказать, что это форма представления различных сигналов, в том числе и параметров трафика телекоммуникационной сети на фрактальной плоскости, образованной логарифмическими координатными осями, а показатель Херста H определяет наклон аппроксимирующей прямой фрактальной линии к оси абсцисс. При этом в зависимости от значений параметра Херста, можно говорить о персистентных – сохраняющих имеющуюся тенденцию ($H > 0,5$) и антиперсистентных процессах ($H < 0,5$). В случае, когда $H = 0,5$, имеют место процессы, в которых тренд отсутствует. Следовательно, определяя параметр Херста телекоммуникационного трафика в процессе функционирования сети, можно провести прогнозирование требуемых параметров сети. Но классический метод Херста обладает рядом недостатков, среди которых невозможность вычисления показателя в реальном масштабе времени ввиду значительного роста объема вычислений. Для устранения данного недостатка можно воспользоваться моделью телекоммуникационного трафика средств космической связи, предложенной в [6].

В этом случае выражение (1) может быть преобразовано в рекуррентную форму:

$$H(k+1) = \ln \left(\frac{R(k+1)}{s(k+1)} \right) / (\ln(k+1) + \ln \alpha), \quad (2)$$

где $k = 1, 2, \dots$ – соответствующие временные интервалы агрегирования трафика [5].

Проведем анализ выражения (2). Видно, что показатель Херста может уточняться на каждом шаге агрегирования без предварительного запоминания значений интенсивности трафика. Реализация пред-

ложенного алгоритма определения H может быть упрощена с помощью нейросетевых технологий. Результат вычислений параметра Херста в значительной степени зависит от параметра α и объема имеющейся выборки, что может привести к тому, что для одной и той же реализации телекоммуникационного трафика могут быть получены качественно различные, а часто и противоположные результаты.

Данную проблему можно решить, воспользовавшись нейросетевыми технологиями, которые связаны с алгоритмами обучения и анализа хаотических систем [6, 7]. Тогда переписав (1) в виде

$$\ln \frac{R(k)}{S(k)} = H \ln \alpha + \ln k, \quad (3)$$

и введя обучающий сигнал $z(k) = \ln \frac{R(k)}{S(k)}$ для

настраиваемой линейной прямонаправленной нейросеть типа адалины, для которой $\xi(k) = h + H \ln k$, можно воспользоваться алгоритмом обучения Уилдрои-Хоффа [7, 8] для получения оценок неизвестных параметров:

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} h(k+1) \\ H(k+1) \end{pmatrix} &= \\ &= \begin{pmatrix} h(k) \\ H(k) \end{pmatrix} + \frac{z(k+1) - h(k) - H(k) \ln(k+1)}{1 + (\ln(k+1))^2} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ \ln(k+1) \end{pmatrix}; \\ \ln \alpha(k+1) &= \frac{h(k+1)}{H(k+1)}. \end{aligned} \quad (4)$$

В этом случае для расчета показателя Херста и параметра сети α может быть предложена соответствующая архитектура искусственной нейронной сети, которая будет функционировать параллельно контролируемому трафику, обнаруживая возникающие изменения в реальном времени.

Во втором варианте реализации нейросетевого подхода к прогнозированию параметров телекоммуникационного трафика в качестве основного элемента может быть использована нейросеть (рис. 1) с радиальными базисными функциями возбуждения [7].

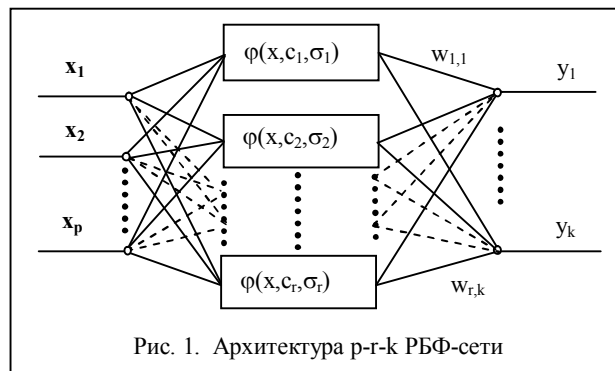


Рис. 1. Архитектура p-g-k РБФ-сети

Выходной сигнал такой сети имеет вид:

$$y = \varphi \cdot W, \quad (5)$$

где $y = [y_1, \dots, y_k]$ – выход нейросети (прогнозируемые параметры трафика); k – размерность выходного вектора; ϕ – вектор, состоящий из g радиальных базисных функций нейронов скрытого слоя, с элементами

$$\phi_i = \exp(-\|x - c_i\| / \sigma_i); \quad (6);$$

$x = [x_1, \dots, x_M]$ – входной сигнал нейросети (параметры текущего трафика); M – размерность входного вектора; $c_i = [c_{i1}, \dots, c_{iM}]$ – координаты центров активационных функций, $i=1, \dots, N$; g – количество скрытых нейронов в сети; σ_i – ширина активационных функций; W – выходная весовая матрица сети (размерность $g \times k$).

Для такой сети может быть применен следующий алгоритм обучения:

1. Выберем размер скрытого слоя R равным количеству тренировочных шаблонов. Синаптические веса нейронов скрытого слоя примем равными 1.

2. Разместим центры активационных функций нейронов скрытого слоя в точках x пространства входных сигналов сети, которые входят в набор тренировочных шаблонов $\Xi: c_j = x_j, j=1, 2, \dots, g$.

3. Выберем ширину окон активационных функций нейронов скрытого слоя $\sigma_j, j=1, 2, \dots, g$ достаточно большими, но так, чтобы они не накладывались друг на друга в пространстве выходных сигналов.

4. Определим веса нейронов выходного слоя сети $w_{ij}, i=1, 2, \dots, g, j=1, 2, \dots, k$, для чего предъявим сети весь набор тренировочных шаблонов Ξ и в результате получим набор линейных уравнений, который можно записать в матричном виде:

$$\Phi \bullet w = D, \quad (4)$$

где D – матрица (размера $g \times k$) желаемых выходов (выходных шаблонов); Φ – интерполяционная матрица (размера $g \times g$) элементы которой

$$\phi_{ij} = \exp\left(-\|x_i - c_j\|^2 / \sigma_j^2\right),$$

где $i = 1, 2, \dots, g; j = 1, 2, \dots, g$.

Решение системы уравнений в виде $w = \Phi^{-1} \bullet D$ обеспечивает прохождение интерполяционной поверхности через все точки тренировочного набора шаблонов.

Результаты моделирования и обработки экспериментальных данных

Было проведено моделирование в системе MATLAB [10] реального трафика телекоммуникационных сетей (рис. 2) с помощью предложенного выше подхода, использующего линейную прямонаправленную нейронную сеть, нейросеть с радиальными базисными функциями и оценки показателя Херста, проведенные с помощью классического метода.

Результаты моделирования и обработки данных приведены на рис. 3. Анализ зависимости показателя Херста для трафика от изменения длительности ана-

лизируемого участка, показывает что с увеличением анализируемого периода трафика при классическом методе точность оценки показателя Херста плавно возрастает; применение линейной прямонаправленной нейросети и РБФ-сети при изменении анализируемого периода трафика приводит к сопоставимым с классическим методом результатам.

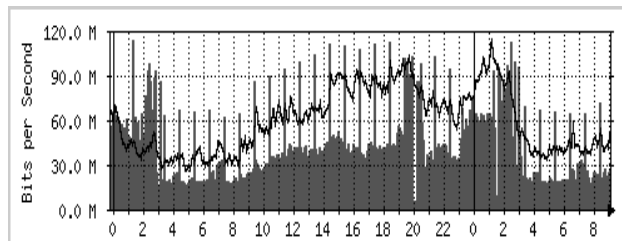


Рис. 2. Импортированная в систему MATLAB реализация сетевого трафика

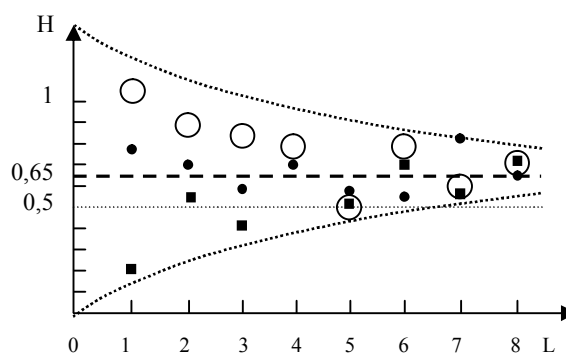


Рис.3. График значений параметра Херста в зависимости от увеличения длительности участка трафика, на котором он рассчитывается:
○ – для классического метода расчета параметра Херста; ■ – для линейной нейросети; ● – для РБФ-сети.

В то же время классический метод требует задания всего трафика до начала обработки, в то время как нейросеть позволяет проводить обработку трафика телекоммуникационной сети одновременно с его функционированием.

Выводы

В результате теоретических исследований моделирования телекоммуникационного трафика системы космической связи с помощью теории нейродинамики, используя аппарат линейных прямонаправленных нейросетей, предложен усовершенствованный метод определения показателя Херста, который позволяет проводить исследования телекоммуникационного трафика в реальном масштабе времени. Сопоставление предложенного метода с известными в настоящее время [2 – 5] подтвердило достоверность результатов, полученных новым методом, несомненным достоинством которого являются меньшие временные затраты на его реализацию.

Список литературы

1. Столлингс В. *Современные компьютерные сети.* – СПб.: Питер, 2003. – 784 с.

2. Кучук Г.А., Можсаев О.О., Воробйов О.В. Аналіз та моделі самоподібного трафіка // *Авиационно-космическая техника и технология*. – 2006. – № 9 (35). – С. 173-180.

3. Leland W., Taqqu M., Willinger W. *On the self-similar nature of IP-traffic* // *IEEE/ACM Transactions on Networking*. – 1997. – № 3. – P. 423-431.

4. Кучук Г.А., Можсаев А.А., Руккас К.М. *Фрактальный анализ процессов, структур и сигналов* // *Коллективная монография под ред. Р.Е. Пащенко* – Х.: *Эко-Перспектива*, 2006. – 360 с.

5. Кучук Г.А., Можсаев О.О., Воробйов О.В. *Метод агрегування фрактального трафіка* // *Радіоелектронні та комп'ютерні системи*. – 2006. – № 6 (18). – С. 181-188.

6. Можсаев А.А., Подорожняк А.А., Воробьев О.В. *Нейродинамическое прогнозирование телекоммуникационного трафика средств космической связи* // *Авиационно-космическая техника и технология*. – 2006. – № 6 (32). – С. 67-70.

7. Руденко О.Г., Бодянский Е.В. *Основы теории искусственных нейронных сетей*. – Х.: *ТЕЛТЕХ*, 2002. – 317 с.

8. Медведев В.С., Потемкин В.Г. *Нейронные сети. MATLAB 6*. – М.: *Диалог – МИФИ*, 2002. – 416 с.

Поступила в редколлегию 2.04.2007

Рецензент: д-р техн. наук, проф. С.В. Козелков, Национальная академия обороны Украины, Киев.