

УДК 681.324 : 621.396

А.А. МОЖАЕВ, А.А. ПОДРОЖНЯК, О.В. ВОРОБЬЕВ

Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба, Украина

НЕЙРОДИНАМИЧЕСКОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННОГО ТРАФИКА СРЕДСТВ КОСМИЧЕСКОЙ СВЯЗИ

Предложена математическая модель телекоммуникационного трафика средств космической связи, основанная на теории нейродинамики. Приведены результаты теоретических исследований статистических характеристик трафика. Предложен метод прогнозирования телекоммуникационного трафика в реальном масштабе времени, на основании теории искусственных нейронных сетей.

фрактальный трафик телекоммуникационных сетей, системы космической связи и управления, параметр Херста, нейродинамическое прогнозирование, нейросеть

Введение

Постановка проблемы и анализ литературы.

В настоящее время, как и на заре космической эры, вопросы управления космическими аппаратами и обмена информацией между космическим кораблем и Землей не утратили своей актуальности. Ведь сейчас в околоземном пространстве одновременно находится значительное число космических аппаратов, которые ведут интенсивный информационный обмен как с соответствующими центрами управления полетами, центрами космической связи, так и с разнообразными потребителями информации космических систем на Земле (например, навигационные, телевизионные системы, метеорологические и т.д.). Аналогично, интенсивные потоки информации распространяются и на Земле, как между различными наземными пунктами управления, так и между потребителями такой информации. Эта проблема не минула и Украину. В настоящее время страна располагает несколькими национальными центрами управления и связи с орбитальными аппаратами и достаточно широким спектром пользователей космической информации [1]. Но, как хорошо известно [2 – 4], трафик телекоммуникационных систем, в том числе и трафик систем обмена и передачи информации с космических аппаратов, не всегда достаточно адекватно описывается традиционными

моделями, так как трафик этих трасс обладает фрактальным характером. Проблеме моделирования фрактального трафика посвящено значительное число работ [5 – 6]. Результаты этих исследований позволяют определять многие характеристики трафика телекоммуникационных сетей, в том числе и космических, 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 космической связи и управления требуют проводить управление трафиком в режиме реального времени, что является **актуальной** научной задачей. В таком случае решить ее позволяет теория нейродинамики, в основе которой лежат методы искусственных нейронных сетей, хаоса и фракталов.

Целью данной статьи является построение базирующейся на теории нейродинамики математической модели трафика телекоммуникационной системы космической связи и обмена информацией в космических системах, которая позволит прогнозировать параметры трафика в реальном масштабе времени с учетом его фрактального характера.

Результаты теоретических исследований

Как достаточно хорошо известно, основным критерием, по которому любой процесс, в том числе и

телекоммуникационный трафик, является фрактальным, является его дробная размерность. Для изучения хаотических процессов, таких как, например, распространение трафика был введен показатель Херста, который позволяет 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 методикой определения и управления различных стохастических объектов, например, идентификации фаз жизнедеятельности животных, предложенной в [7].

Преобразуем (1) в его рекуррентную форму:

$$\frac{R(k+1)}{S(k+1)} = (\alpha(k+1))^H, \quad (2)$$

где $k = 1, 2, \dots$ – соответствующие временные интервалы агрегирования трафика [6];

$$R(k+1) = x_{\max}(k+1) - x_{\min}(k+1), \quad (3)$$

$$x_{\max, \min} = \max(\min)\{x_{\max, \min}(k), x(i, k+1)\}, \quad (4)$$

$$x(i, k+1) = x(i, k) + (y(k+1) - \bar{y}(k+1)), \quad (5)$$

$$D(k+1) = D(k) + \frac{1}{k+1} \left((y(k+1) - \bar{y}(k))^2 - D(k) \right),$$

$$S(k+1) = \sqrt{D(k+1)}, \quad (6)$$

где $\max(\min)$ – операции нахождения максимального и минимального значений, соответственно; $y(k+1)$, $D(k+1)$ – величина и дисперсия контролируемого параметра (например, интенсивность передачи в сети в $k+1$ интервал времени), соответственно. Очевидно, что выражение (2) может быть преобразовано в рекуррентную форму:

$$H(k+1) = \ln \left(\frac{R(k+1)}{S(k+1)} \right) / (\ln(k+1) + \ln \alpha). \quad (7)$$

Проведем анализ выражений (3) – (7). Видно, что показатель Херста может уточняться на каждом шаге агрегирования без предварительного запоминания значений интенсивности трафика. Реализация предложенного алгоритма определения H может быть упрощена с помощью применения нейросетевых технологий. Анализ последнего выражения (7) показывает, что 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 методами искусственных нейронных сетей, которые связаны с алгоритмами обучения и анализа хаотических систем [8]. Тогда переписав (1) в виде

$$\ln \frac{R(k)}{S(k)} = H \ln \alpha + \ln k, \quad (8)$$

и введя обучающий сигнал $z(k) = \ln \frac{R(k)}{S(k)}$ и настраиваемую линейную прямонаправленную нейросеть ти-

па адалины, для которой $\hat{z}(k) = h + H \ln k$, можно воспользоваться алгоритмом обучения Уилдроу-Хоффа [9] для получения оценок неизвестных параметров:

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} h(k+1) \\ H(k+1) \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} h(k) \\ H(k) \end{pmatrix} + \frac{z(k+1) - h(k) - H(k) \ln(k+1)}{1 + (\ln(k+1))^2} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ \ln(k+1) \end{pmatrix}; \\ \ln \alpha(k+1) &= \frac{h(k+1)}{H(k+1)}. \end{aligned} \quad (9)$$

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

Результаты моделирования и обработки экспериментальных данных

Авторами было проведено моделирование в системе MATLAB [10] реального трафика телекоммуникационных сетей (рис. 1) с помощью предложенного выше метода, использующего линейную прямонаправленную нейронную сеть и оценки показателя Херста, проведенные с помощью классического подхода.

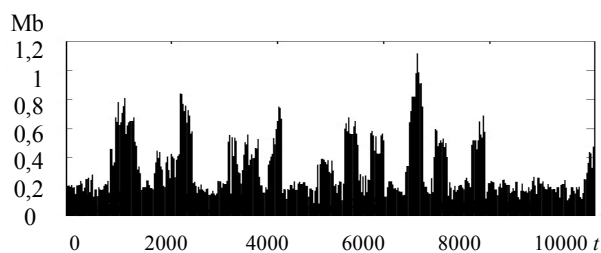


Рис. 1. Импортированная в систему MATLAB реализация сетевого трафика при интервале агрегирования $m = 50$ мс

Результаты моделирования и обработки данных приведены на рис. 2, рис. 3 и рис. 4. Из анализа графиков на рис. 2 и рис. 3 видно, что для одного и того же входного трафика значения показателя Херста в зависимости от увеличения длительности анализируемого участка трафика и от местоположения анализируемого участка автокорреляционной функции

(АКФ) входного трафика значительно отличаются от показателя, определенного при обработке АКФ всего трафика. В то же время, увеличение анализируемого участка трафика экспоненциально увеличивает сложность расчетной задачи.

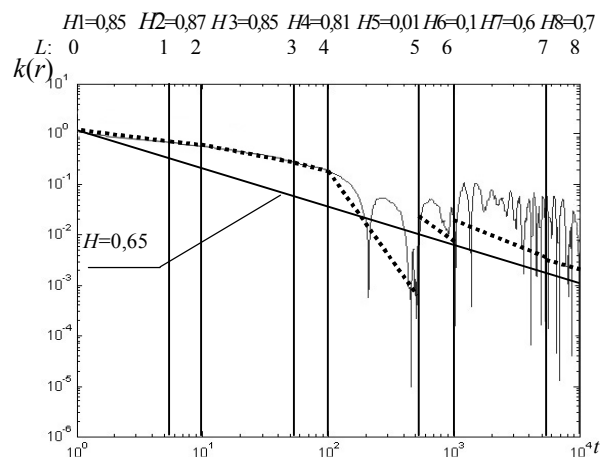


Рис. 2. График АКФ, приведенного на рис. 1 сетевого трафика ($H = 0,65$ – параметр Херста приведенной реализации, L – шаг разбиения функции на участки определения локальных значений параметра Херста, $H1 - H8$ – локальные значения параметра Херста)

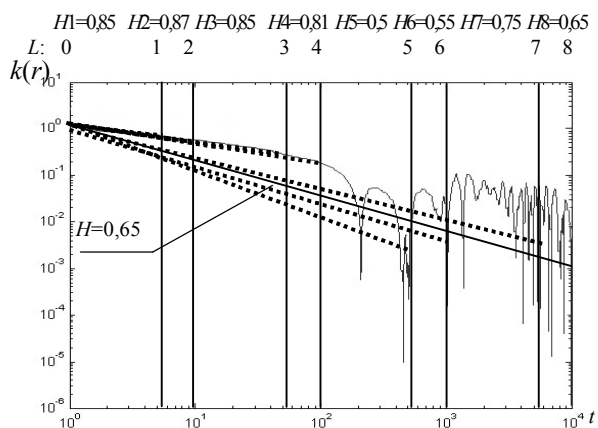


Рис. 3. График АКФ, изображенного на рис. 1 сетевого телетрафика. $H=0,65$ – параметр Херста приведенной реализации, L – шаг разбиения функции на участки определения локальных значений параметра Херста, $0-H1, \dots, 0-H8$ – локальные значения параметра Херста

Анализ зависимости показателя Херста для трафика от изменения длительности анализируемого участка, приведенный на рис. 4, показывает что: с увеличением анализируемого периода трафика при классическом методе точность оценки показателя Херста плавно возрастает; при изменении анализи-

руемого участка трафика при методе линеаризации АКФ результаты имеют противоречивый характер, и в общем случае не совпадают с классическим методом; применение линейной прямонаправленной нейросети при изменении анализируемого периода трафика приводит к сопоставимым с классическим методом результатам.

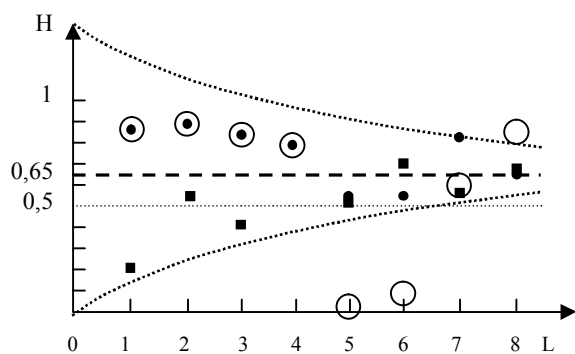


Рис.4. График значений параметра Херста:
• – в зависимости от увеличения длительности участка трафика, на котором он рассчитывается;
○ – для метода линеаризации log-log АКФ;
■ – для линейной нейросети

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 [3 – 5] подтвердило достоверность результатов, полученных новым методом, несомненным достоинством которого являются меньшие временные затраты на его реализацию.

Литература

1. Козелкова Е.С. Методика повышения качества моделирования многоспутниковой низкоорбитальной экологической системы дистанционного зондирования Земли. – К.: НАОУ, 2006. – 124 с.
2. Столлингс В. Современные компьютерные сети. – С-Пб.: Питер, 2003. – 784 с.
3. Кучук Г.А., Можаяев О.О., Воробйов О.В. Аналіз та моделі самоподібного трафіка // Авіаційно-космічна техніка і технологія. – 2006. – № 9 (35). – С. 173-180.
4. Leland W., Taqqu M., Willinger W. On the self-similar nature of IP-traffic // IEEE/ACM Transactions on Networking. – 1997. – № 3. – Р. 423-431.
5. Кучук Г.А., Можаяев А.А., Руккас К.М. Фрактальный анализ процессов, структур и сигналов // Коллективная монография под ред. Р.Е. Пашенко – Х.: Эко-Перспектива, 2006. – 360 с.
6. Кучук Г.А., Можаяев О.О., Воробйов О.В. Метод агрегування фрактального трафіка // Радіоелектронні та комп'ютерні системи. – 2006. – № 6 (18). – С. 181-188.
7. Королькова Е.Е., Руднева Е.А., Чапланов А.П. Анализ биологических хаотических сигналов на скользящем окне // 6-й Международный молодежный форум “Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке”: Научные труды. Ч.2. – Х.: ХНУРЭ, 2002. – С. 102-103.
8. Руденко О.Г., Бодянский Е.В. Основы теории искусственных нейронных сетей. – Х.: ТЕЛТЕХ, 2002. – 317 с.
9. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6 / Под общ. ред. В.Г. Потемкина. – М.: Диалог – МИФИ, 2002. – 416 с.

Поступила в редакцию 30.10.2006

Рецензент: д-р физ.-мат. наук, проф. В.К. Иванов, Институт радиопизики и электроники НАН України, Харьков.