

УДК 621.395

ИГНАТЕНКО Е.Г., ассистент (ДонНТУ);  
ДЕГТЯРЕНКО И.В., доцент (ДонНТУ);  
ЧЕРВИНСКАЯ Н.В., доцент (ДонНТУ);  
ЯРЕМКО И.Н., старший викладач (ДонНТУ).

## **Методика краткосрочного прогнозирования трафика телекоммуникационных сетей**

---

### **Общая постановка проблемы**

---

На сегодняшний день основной тенденцией развития телекоммуникаций является переход к конвергентным сетям следующего поколения (NGN). На первый план выступает проблема обеспечения качества обслуживания различных по характеристикам и требованиям сервисов в рамках единой телекоммуникационной инфраструктуры.

При системном подходе к проблеме повышения качества функционирования различных уровней телекоммуникационных сетей невозможно обойтись без эффективных алгоритмов управления трафиком. В связи с этим важной задачей является разработка адекватной модели поведения трафика в сети. Результаты многих исследований [1-3] показали, что трафик современных телекоммуникационных сетей обладает фрактальными свойствами и, в частности, свойством самоподобия. Как известно [2] самоподобные процессы обладают долгосрочной зависимостью, что выражается в бесконечном интервале корреляции  $\tau_k = \infty$ . Т.е. наличие в трафике самоподобия позволяет предсказать его поведение на длительных временных интервалах [1]. Используя такие прогнозы, можно создавать эффективные алгоритмы управления трафиком. С практической стороны важно предсказывать величину возможной пиковой нагрузки и время ее появления, для принятия соответствующих мер по обеспечению качества обслуживания.

---

### **Постановка цели исследования**

---

Проблеме прогнозирования самоподобного трафика посвящен ряд работ, однако в них не достаточно полно рассмотрены вопросы краткосрочного прогноза, а именно отсутствуют общепринятые рекомендации по выбору точек длины предистории и «горизонта» прогноза.

Таким образом, разработка эффективных алгоритмов прогнозирования трафика в телекоммуникационных сетях, является сложной научной задачей и одним из важнейших научных направлений в исследовании телекоммуникационных сетей. В связи с этим **целью данной работы** является повышение качества прогноза за счет разработки методики краткосрочного прогнозирования, учитывающей взрывообразность поведения информационного потока в современных телекоммуникационных сетях. Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- построить прогностическую модель трафика;
- дать рекомендации по выбору способов оценки составляющих прогностической модели с учетом высокой пачечности потока;
- дать рекомендации по выбору параметров прогноза;
- исследовать эффективность предложенной методики.

**Решение задач и результаты исследований**

В самом общем виде прогностическая модель трафика по имеющимся данным имеет следующий вид [2]:

$$Y(t) = T(t) + S(t) + C(t) + \varepsilon(t), \quad (1)$$

где  $T(t)$  – тренд, который представляет собой плавно изменяющуюся составляющую;  $S(t)$  – сезонная составляющая;  $C(t)$  – циклическая составляющая;  $\varepsilon(t)$  – случайная составляющая.

Тренд обычно задается в виде доста-

точно простой аналитической зависимости. Могут быть использованы различные модели тренда: линейные, полиномиальные, экспоненциальные, S-образные (логистические, Гомперца) и др. [3]. Сезонная компонента трафика возникает за счет цикличности присущей человеческой деятельности. Циклическая составляющая описывает нерегулярные подъемы и спады с различной периодичностью и интенсивностью. На рис. 1 приведена статистическая интенсивность потока запросов, собранная за неделю, отображающая составляющие модели приведенной в выражении (1).

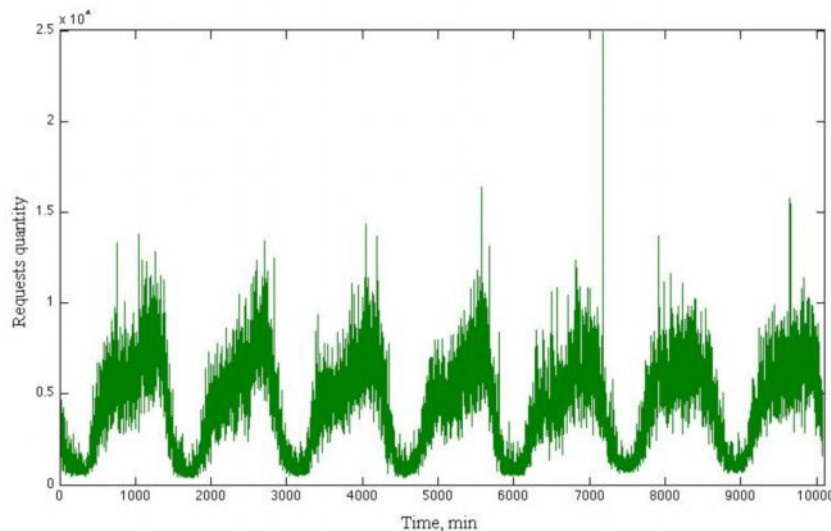


Рис. 1. Реализация входящего потока запросов за неделю

На приведенном рисунке прослеживаются суточная цикличность изменения интенсивности потока и высокая пачечность со случайной периодичностью, характерная для самоподобных процессов. Наличие высокой пачечности во многом затрудняет прогнозирование уровня случайной составляющей трафика.

Для построения качественного прогноза необходима разработка адекватных моделей для описания всех составляющих трафика. Применительно к задачам краткосрочного управления и прогнозирования сезонная и циклическая составляющие

трафика могут считаться константами, т.к. скорость их изменения достаточно мала. Таким образом, при построении краткосрочного прогноза основная проблема сводится к оценке детерминированной ( $T(t)$ ) и случайной ( $\varepsilon(t)$ ) составляющих:

$$Y(t) = T(t) + \varepsilon(t). \quad (2)$$

Для выделения детерминированной компоненты, как правило, производится предварительная фильтрация процесса с помощью фильтра скользящего среднего,

а затем подбирается тип и параметры регрессионной модели (линии тренда).

Для описания случайной составляющей можно выделить несколько основных типов моделей:

- модели авторегрессии (AR, ARMA, ARIMA, FARIMA) [4];

- модели, основанные на свойствах самоподобных процессов [2];

- модели белого или окрашенного шума [5].

Следует отметить, что метод прогнозирования на основе моделей авторегрессии дает лучший результат для процессов со слабо выраженными или отсут-

ствующими фрактальными свойствами. При повышении степени фрактальности гораздо лучший прогноз дает второй подход, т.к. он лучше использует корреляционные связи, которые возрастают со степенью фрактальных свойств.

При построении прогноза временного ряда, стандартными параметрами большинства вычислительных методов являются длина предыстории (общее количество точек ряда, используемых при построении) –  $E$  и «горизонт» прогноза (временной интервал, на который строится прогноз) –  $d(k+1)$ .

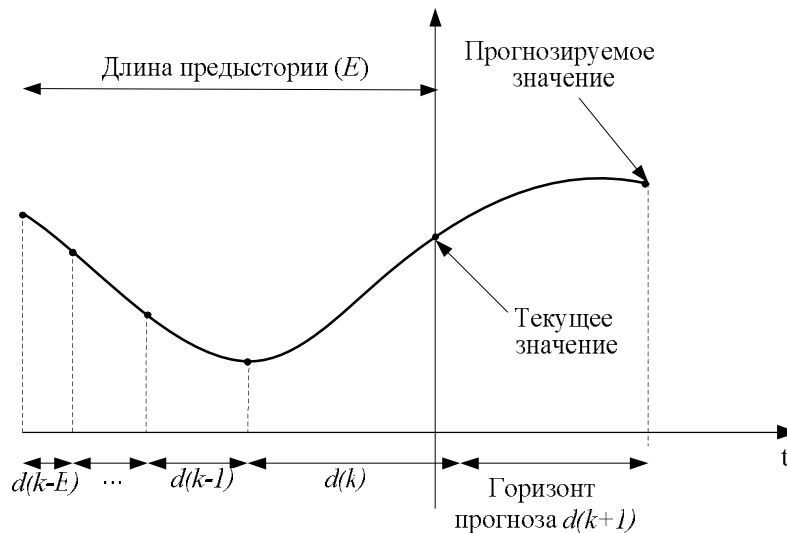


Рис. 2. Параметры прогноза

Проблема определения приемлемых значений параметров  $E$  и  $d(k+1)$  представляет собой основную проблему в теории прогнозирования временных рядов. Как правило, подбор параметров происходит эмпирическим путем; в [6] определение величин параметров прогноза  $E$  и  $d(k+1)$  предлагается проводить при помощи соответствующей имитационной модели.

Прогнозируемость ряда возможна лишь тогда, когда существует вероятностная связь последующих значений ряда от предыдущих. Прогнозируемость стационарного временного ряда можно оце-

нить с помощью автокорреляционной функции (АКФ). На рис. 3 представлен график АКФ для потока http запросов.

На графике АКФ выделяются лаги, для которых наблюдается высокая степень корреляции, т.е. значения функции превышают значение 0,7. По числу таких лагов, можно косвенно судить о количестве точек ( $E$ ) достаточных для построения прогноза.

«Горизонт» прогноза является важной характеристикой алгоритма прогнозирования. Однако следует заметить, что с увеличением «горизонта» прогноза (времени, на которое предсказывается про-

цесс) различие между реальным трафиком и предсказанным будет стремительно увеличиваться. В целом нельзя дать универсальных рекомендаций по выбору «гори-

зонта» прогноза, такие задачи должны решаться для каждого конкретного случая отдельно.

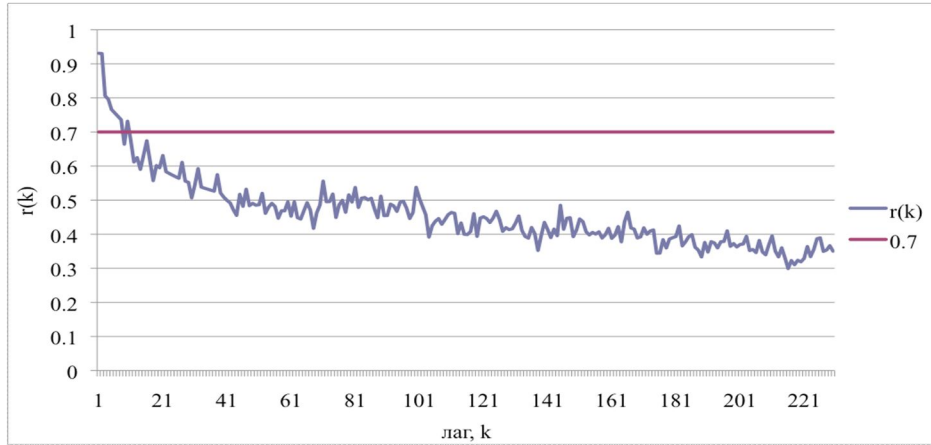


Рис. 3. АКФ входящего потока

Для определения «горизонта» прогноза  $d(k + 1)$  предложено использование адаптивного «горизонта» прогнозирования, позволяющего повысить качество оценок прогнозирования. Методика определения адаптивного «горизонта» опирается на разработанный в работе [7] алгоритм изменения шага мониторинга. Пусть  $d(k)$  – «горизонт» прогнозирования на  $k$  шаге, тогда в зависимости от значений пачечности  $b_m(k - 1), b_m(k)$ , определенных в [7], получаем значение «горизонта» прогнозирования на  $k + 1$  шаге:

$$d(k + 1) = \frac{b_m(k - 1)}{b_m(k)} \cdot d(k). \quad (3)$$

Таким образом, «горизонт» прогнозирования будет изменяться на каждом шаге в зависимости от степени флуктуаций во входящем потоке.

Таким образом, методика краткосрочного прогнозирования включает следующие шаги:

1) определение длины предыстории  $E$  и соответствующих значений средних интенсивностей потока  $\lambda(k - 1), \lambda(k - 2), \dots, \lambda(k - E)$ ;

2) расчет значения адаптивного «горизонта» прогноза  $d(k + 1)$ ;

3) построение прогностической модели стандартными методами на основе  $E$  точек предыстории;

4) определения прогнозного значения интенсивности потока в момент  $d(k + 1)$ .

Для исследования эффективности предложенной методики было проведено ее имитационное моделирование. В качестве прогнозируемого процесса использовалась информация log-файлов, представляющая собой интенсивность пользовательских http-запросов (см. рис.1). Проведенное исследование в [8] подтверждает наличие самоподобных свойств в http трафике современных телекоммуникационных сетей.

В качестве метода оценки детерминированной составляющей используется метод взвешенного скользящего среднего:

$$Y(t + 1) = \frac{\sum_{i=1}^t F_i \cdot w_i}{\sum_{i=1}^t w_i}, \quad (4)$$

где  $F_i$  – реальное значение за время  $i$ ;  
 $w_i$  – значения весов.

Данный метод прост в реализации, а также имеет малую ресурсоемкость и погрешность, поэтому может быть применен в системах управления трафиком, работающих в реальном времени. Для оценки

случайной составляющей использовалась модель авторегрессии AR.

На рис. 4 приведены результаты прогнозирования интенсивности трафика с использованием предложенной методики.

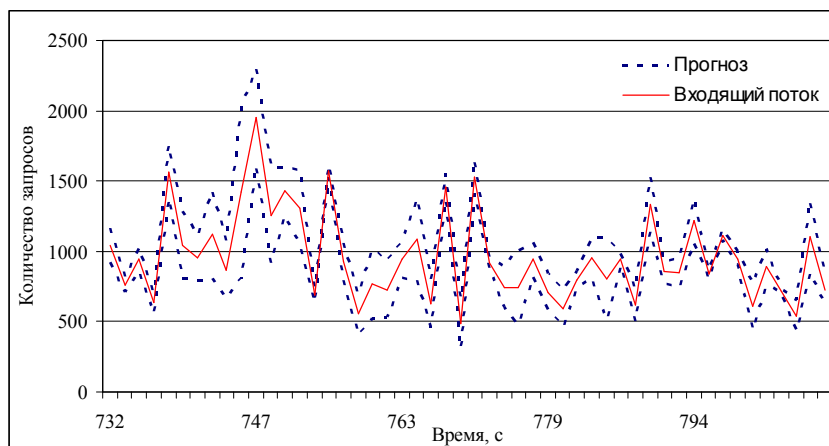


Рис. 4. Прогноз интенсивности потока

Случайная компонента используется для построения доверительного интервала, т.е. прогноз величины  $F(t)$  с вероятностью  $p$  будет попадать в доверительный интервал, который равен  $F(t) = (Y(t) - \varepsilon(t); Y(t) + \varepsilon(t))$ . В задачах управления сетями чаще используется то-

чечный прогноз.

В таблице 1 приведены оценки качества прогноза для потока http запросов с применением предложенной методики при использовании адаптивного и стационарного «горизонта» прогноза.

Таблица 1

Оценки качества краткосрочного прогноза

Оценка прогноза	Стационарный «горизонт» прогноза	Адаптивный «горизонт» прогноза	Выигрыш, %
Количество шагов	652	419	36
Средняя относительная погрешность, $\delta$ , %	15.33	11.16	22
Коэффициент несовпадения, L	0.1294	0.115	11
Коэффициент недооценки	0.1104	0.101	8
Коэффициент переоценки	0,0919	0.068	26
Средняя ошибка, ME	11.13	10.11	9
Среднеквадратическая ошибка, MSE	25341	23388	7.7
Сумма среднеквадратических ошибок, SSE	16776345	12582247	25

Как показано в табл. 1 введение в методику краткосрочного прогнозирования адаптивного «горизонта» позволяет сократить количество вычислительных процедур и увеличить точность прогноза. Т.е. реализация данной методики в реальных системах управления трафиком позволит им быстрее и адекватнее реагировать на флуктуации во входящем потоке пакетов, и тем самым позволит более эффективно использовать ресурсы сети.

---

### Выводы

---

В данной статье даны рекомендации по выбору порядка и способа построения прогностической модели высококачественного трафика телекоммуникационных сетей.

Описана методика краткосрочного прогнозирования трафика телекоммуникационных сетей, использующая адаптивный «горизонт» прогноза. Показано, что применение адаптивного «горизонта» прогноза позволяет значительно снизить погрешность прогнозирования и вычислительные затраты по сравнению с использованием стационарного «горизонта».

Применение данной методики в системах управления сетью может повысить качество обслуживания и эффективность использования ресурсов сети благодаря предотвращению перегрузок каналов или коммутационных устройств.

### Список литературы

1. Иванов А.В. Разработка и исследование алгоритмов прогнозирования и управления очередями в компьютерных сетях. Автореферат диссертации. Санкт-Петербург. – 2001. – 18 с.

2. Петров В. В. Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук «Структура телетрафика и алгоритм обеспечения качества обслуживания при влиянии эффекта самоподобия». Московский Энергетический Институт (Технический университет), 2004г.

3. Грачев В. Г. Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук «Модели и методы исследования качества Интернет-подключения корпоративной сети». Самарский государственный аэрокосмический ун-т им. С.П. Королева, 2006 г.

4. Гребенников А. В., Крюков Ю. А., Чернягин Д. В. Моделирование сетевого трафика и прогнозирование с помощью модели ARIMA // Системный анализ в науке и образовании: электрон. науч. журнал. – 2011. – №1. – [Электронный ресурс]. URL: <http://www.sanse.ru/archive/19>.

5. Городецкий А.Я. Информационные системы. Вероятностные модели и статистические решения: учебн. пособие / А.Я. Городецкий. – СПб: Изд-во СПбГПУ, 2003. – 326 с.

6. Бычков А.М. Метод прогноза магистрального трафика критического участка мультисервисной сети/ А.М. Бычков, Г.А. Кучук, А.А. Можаяев// Вестник национального технического университета "ХПИ": сб. науч. тр.: темат. вып. / Харьковский политехнический ин-т, нац. техн. ун-т. Вып. 19: Информатика и моделирование / 40. - Х. : НТУ "ХПИ", 2007.

7. Игнатенко Е.Г. Адаптивный алгоритм мониторинга загруженности серверов web-кластера в системе балансировки нагрузки/ Е.Г.Игнатенко, В.И. Бессараб, И.В. Дегтяренко// Наукові праці Донецького національного технічного університету. Серія «Обчислювальна техніка та автоматизація». Вип. 21 (183). – Донецьк: ДонНТУ, 2011. – 193с. – С. 95-102.

8. Игнатенко Е.Г. Исследование структуры http-потока запросов в телекоммуникационных сетях / Е.Г. Игнатенко, В.В. Турупалов // Збірник наукових праць ДонІЗТ. Випуск 26.– Донецьк: ДонІЗТ, 2011. – С.56-62.