

УДК 621.72:004.724.4

А.В. Герасина

ГВУЗ «Национальный горный университет», Днепропетровск

АДАПТИВНОЕ НЕЧЕТКОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ТРАФИКА В ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННЫХ СЕТЯХ

Предложено для прогнозирования сетевого трафика проводить выбор типа адаптивного фильтра и настройку его параметров с использованием методов глобальной оптимизации. Путем моделирования оценена точность прогнозирования сетевого трафика с использованием полученных адаптивных нечетких фильтров.

Ключевые слова: прогнозирование, трафик, адаптивная фильтрация, нечеткая логика, глобальная оптимизация.

Введение

Постоянное увеличение объема трафика в информационных телекоммуникационных сетях (ИТС) порождает необходимость его прогнозирования для предупреждения перегрузок в сети и повышения качества услуг.

Постановка задачи. Трафик, возникающий в современных ИТС, является нелинейным, стохастическим, самоподобным (фрактальным) процессом [1].

Дальнейшее развитие телекоммуникационных сетей связано с их планировкой, что позволяет определить необходимые сетевые ресурсы и обеспечить заданную коммутационную емкость.

Проектирование средств телекоммуникаций, основанных на статистических данных и необходимом математическом аппарате с использованием прогнозирования, позволяет сбалансировать нагрузку на маршрутизаторы, коммутаторы и каналы связи и, таким образом, повысить надежность и эффективность сети.

Для прогнозирования трафика в ИТС наиболее актуальным является использование методов систем искусственного интеллекта: нейронных сетей (НС) и систем с нечеткой логикой, которые являются универсальными эффективными аппроксиматорами, а построенные на их основе фильтры эффективны для прогнозирования и аппроксимации нелинейных, стохастических процессов [2].

В работах [3, 4] предложено для прогнозирования трафика использовать нейронные адаптивные фильтры-аппроксиматоры (АФА).

Вместе с тем, в работах [3, 4] не обоснован выбор типа (структуры) АФА и не предусмотрена настройка их параметров для прогнозирования сетевого трафика.

Цель статьи. Обоснование выбора типа нечеткого АФА с настройкой его параметров для прогнозирования трафика в ИТС с помощью методов глобальной оптимизации.

Нечеткие АФА

В АФА процесс адаптации состоит в оценивании искомого выхода фильтра и корректировке его параметров в зависимости от значения исходной погрешности [5].

АФА с нечеткой логикой основываются на утверждении, что функция принадлежности элемента множеству может принимать значения в интервале $[0, 1]$. Чем это значение ближе к 1, тем больше соответствие элемента универсального множества свойствам нечеткого множества [6, 7].

Преимущества таких АФА – прозрачность процесса получения выводов на основе словесного описания экспертных знаний о процессе, а также устойчивость к шумам. Недостатки – отсутствие автоматического приобретения знаний [6]; ограниченное количество входных переменных.

Уравнение АФА на основе адаптивной нейронной системы нечеткого вывода (Anfis) имеет вид [5]:

$$\hat{Y}[m+n] = \sum_{\tau \in P} \sum_{k \in Q} \beta_k[\tau] \cdot \alpha_k[m-\tau],$$

$$\text{где } \beta_k[\tau] = U_k^{-1}(\alpha_k[\tau] / \sum_k \alpha_k[\tau]);$$

$$\alpha_k[m-\tau] = T_{\text{norm}} \{L_{l,k}(y_k[m-\tau])\}; \quad U = U(a_U);$$

$$L = L(a_L).$$

Здесь m – текущий такт времени; n – глубина прогноза; P – множество глубин памяти соответствующих входов; Q – множество входов нейронов;

U_k^{-1} – функция, обратная функции принадлежности промежуточного выхода k сети с параметрами a_U ; α_k – значение промежуточного выхода; T_{norm} – произвольная t -норма моделирования логической операции «И»; y_k – значение входного сигнала на k входе сети; $L_{l,k}$ – функция принадлежности нечеткого правила l входа k с параметрами a_L . Пара-

метры настройки этого АФА – $\{a_U, a_L\} \subset a$.

Уравнение нечеткого АФА, использующего вычитающую кластеризацию (Genfis2) [7], имеет вид:

$$\tilde{Y}[m+n] = M_{DF} \left(\sum_{\tau \in P} \sum_{\rho \in \Pi} M_{NK} (M_{SC} (y_k [m-\tau])) \right),$$

где Π – количество выходных переменных; M_{DF} – функция приведения к четкости (дефаззификация), M_{NK} – метод наименьших квадратов, M_{SC} – функция вычитающей кластеризации. Параметры настройки этого АФА – радиусы центров кластеров $R_c \subset a$.

Уравнение нечеткого АФА, использующего кластеризацию С-средних (Genfis3) [7], имеет вид:

$$\tilde{Y}[m+n] = M_{DF} \left(\sum_{\tau \in P} \sum_{\rho \in \Pi} M_{FCM} (k_c, y_k [m-\tau]) \right),$$

где M_{FCM} – функция нечеткой кластеризации С-средних, k_c – число кластеров, определяющее число правил и функций принадлежности. Параметры настройки этого АФА – $\{M_{fl}, k_c\} \subset a$, где M_{fl} – алгоритм нечеткой логики (Мамдани или Сугэно [7]).

Методы глобальной оптимизации

Поскольку задача выбора типа (структуры) АФА с настройкой его параметров является полимодальной, то это требует использования методов глобальной оптимизации, среди которых наиболее эффективными являются поисковые методы. В них алгоритм поиска оптимального решения связывает следующие друг за другом решения $\Psi_s(j+1) = F[\Psi_s(j)]$, где F – алгоритм поиска, который показывает, какие операции следует сделать на шаге j при решении $\Psi_s(j)$, чтобы получить новое решение $\Psi_s(j+1) \succ \Psi_s(j)$. Здесь знак преимущества \succ при минимизации функционала имеет смысл:

$$C[\Psi_s(j+1)] < C[\Psi_s(j)].$$

В алгоритмах прямого случайного поиска (ПСП) задаются направления поиска и определяются значения функционала C в точках $\Psi_s(j) \pm \gamma \zeta$. Решение состоит в выборе шага в направлении уменьшения этого функционала:

$$\Psi_s(j+1) = \Psi_s(j) - \omega \zeta \{C[\Psi_s(j) + \gamma \zeta] - C[\Psi_s(j) - \gamma \zeta]\},$$

где ω, ζ, γ – параметры, которые определяют сферы принятия решения (ω), сбора информации (γ) и единичное случайное направление (ζ). В общем случае параметры в (3) могут изменяться (адаптироваться) к процедуре поиска и вида гиперповерхности принятого функционала.

Развитием метода ПСП является метод имитации отжига (МИО), который отражает поведение

расплавленного материала при отверждении с применением процедуры управляемого охлаждения (отжига). В процессе отжига кристаллизация расплава сопровождается глобальным уменьшением его энергии, однако допускаются ее возрастание на некоторое время. Благодаря этому возможен выход из ловушек локальных минимумов энергии, которые возникают при реализации процесса.

В алгоритмах МИО задаются направления поиска и определяются значение функционала C в точках $\Psi_s(j) \pm \nu \tau$. Решение состоит в выборе шага в направлении уменьшения этого функционала:

$$\Psi_s(j+1) = \Psi_s(j) - \omega \nu \{C[\Psi_s(j) + \nu \tau] - C[\Psi_s(j) - \nu \tau]\},$$

где ω, ν, τ – параметры, которые определяют сферы принятия решения (ω), изменение текущего решения (ν) и уменьшение температуры (τ).

Метод порогового принятия (МПП) использует подход, схожий с МИО, но вместо того, чтобы выбрать новые точки, оптимизирующие критерий с некоторой вероятностью, этот метод выбирает все новые точки ниже установленного порога. Таким образом, порог и температура систематически понижены, что позволяет избежать вероятностных вычислений, и может определить оптимум быстрее, чем в МИО.

Развитием поисковых методов являются эволюционные алгоритмы, среди которых наиболее распространены генетические алгоритмы (ГА), моделирующие развитие биологической популяции на уровне геномов: мутации структуры и параметров $\delta \Psi_s$, их скрещивание [8]:

$$\Psi_s(j+1) = \Psi_s(j) + \delta \Psi_s(j),$$

и правило отбора, что позволяет обнаруживать их благоприятные вариации, с помощью которых строится последовательность улучшенных решений.

Большинство задач, решаемых при помощи ГА, имеют один критерий оптимизации. Многокритериальная оптимизация (МО) основана на отыскании решения, одновременно оптимизирующего более чем одну функцию. В этом случае ищется некоторый компромисс, в роли которого выступает решение, оптимальное в смысле Парето. При МО, использующей ГА, выбирается не одна хромосома, представляющая собой оптимальное решение в обычном смысле, а множество хромосом, оптимальных в смысле Парето. Пользователь имеет возможность выбрать оптимальное решение из этого множества [9]:

$$k \cdot \Psi_s(j+1) = k \cdot (\Psi_s(j) + \delta \Psi_s(j)),$$

где $k \geq 2$ – число рассматриваемых критериев.

Схема выбора нечетких АФА и настройки их параметров с помощью методов глобальной оптимизации для прогнозирования сетевого трафика представлена на рис. 1.

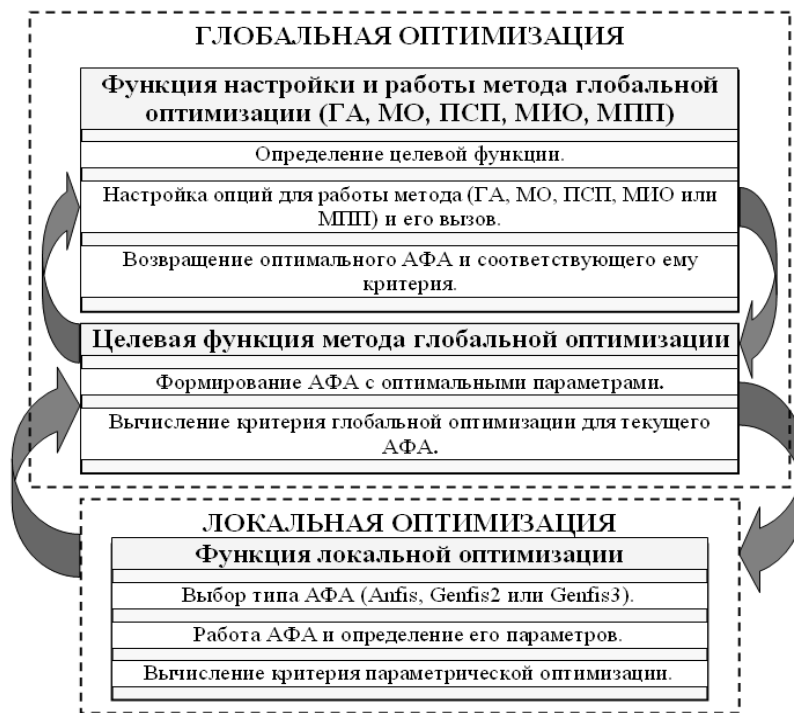


Рис. 1. Схема выбора АФА с настройкой их параметров с помощью методов глобальной оптимизации

Моделирование

Моделирование процессов прогнозирования выполнялось с помощью программ, разработанных в среде Matlab на основе экспериментальных данных – трафика, передающегося через сеть Интернет [10]. Данные представляют собой зависимость размера Ethernet кадров в байтах от времени. Для их приведения к эквидистантной шкале по временной оси была проведена процедура агрегации с шагом 5 с. Из особенностей этого процесса глубина прогноза была принята 4 такта, а глубина памяти по разным входам от 1 до 4.

В качестве глобальных методов оптимизации применялись ГА, МО, ПСП, МИО, МПП.

В качестве критерия параметрической оптимизации использовался критерий регулярности, вычисляемый на проверочной выборке, а для структурной – критерий несмещенности (минимума смещения), основанный на анализе решений [11].

Результаты глобальной оптимизации для нахождения оптимальной структуры (типа) и параметров АФА приведены на рис. 2, а – д.

Метод МО использовал ГА для нахождения множества оптимальных по Парето решений. ПСП имел адаптивный шаг поиска и полный поиск вокруг текущей итерации, МИО и МПП – ограниченную область переотжига, ГА – одноточечное скрещивание, селективный выбор родителей, формирование новой популяции с вытеснением. Количество итераций для ПСП, МПП и МИО (для ГА и МО поколений) ограничивалось на уровне 100, а размер пространства по-

иска для ПСП (для ГА и МО размер популяции, для МПП и МИО размер области переотжига) – 30.

При глобальной оптимизации варьировались следующие параметры АФА:

- тип АФА – Anfis, Genfis2 и Genfis3;

- для Anfis – количество нейронов в скрытом слое, его тип функций принадлежности и тип алгоритма параметрической оптимизации;

- для Genfis2 – диапазон влияния кластерного центра;

- для Genfis3 – алгоритм нечеткой логики (Мамдани или Сугэно [7]) и число кластеров, определяющее число правил и функций принадлежности.

В результате моделирования (рис. 2, а – д) установлено, что ГА имеет самую высокую скорость сходимости (ГА выходит в область оптимальных решений на первых поко-

лениях, МО, МПП и ПСП – в среднем после 10 итераций, МИО – после 25 итераций). Алгоритм МИО выявил самое высокое быстродействие (1,9 с на итерацию при 3 с на итерацию в МПП, 7,8 с на итерацию в ПСП, 17,3 с на поколение в ГА и 21,2 с на поколение в МО). При этом алгоритм МО выявил наилучшую сходимость (значения критерия несмещенности при его использовании составили 0,049, в отличие от 0,055 при ГА, 0,057 при ПСП, 0,06 при МПП и 0,07 при МИО).

Результат прогнозирования трафика в ИТС приведен на рис. 2, е. Установлено, что минимуму критерия регулярности отвечают АФА Genfis2 с диапазоном влияния кластерного центра равным 0,31. Значение критерия параметрической оптимизации составило – 0,0329, что меньше ошибок АФА, полученных в работах [3, 4]. Адекватность полученных АФА проверялась по непараметрическому критерию знаков. Было установлено, что для уровня значимости 0,01 разработанные АФА адекватны экспериментальным реализациям.

Выводы

Предложено для прогнозирования трафика в ИТС проводить выбор типа АФА и настройку его параметров с использованием методов глобальной оптимизации.

Нечеткие АФА, построенные таким образом, имеют повышенную точность.

Дальнейшие исследования должны быть направлены на обоснование выбора структуры интеллектуальных моделей трафика в ИТС.

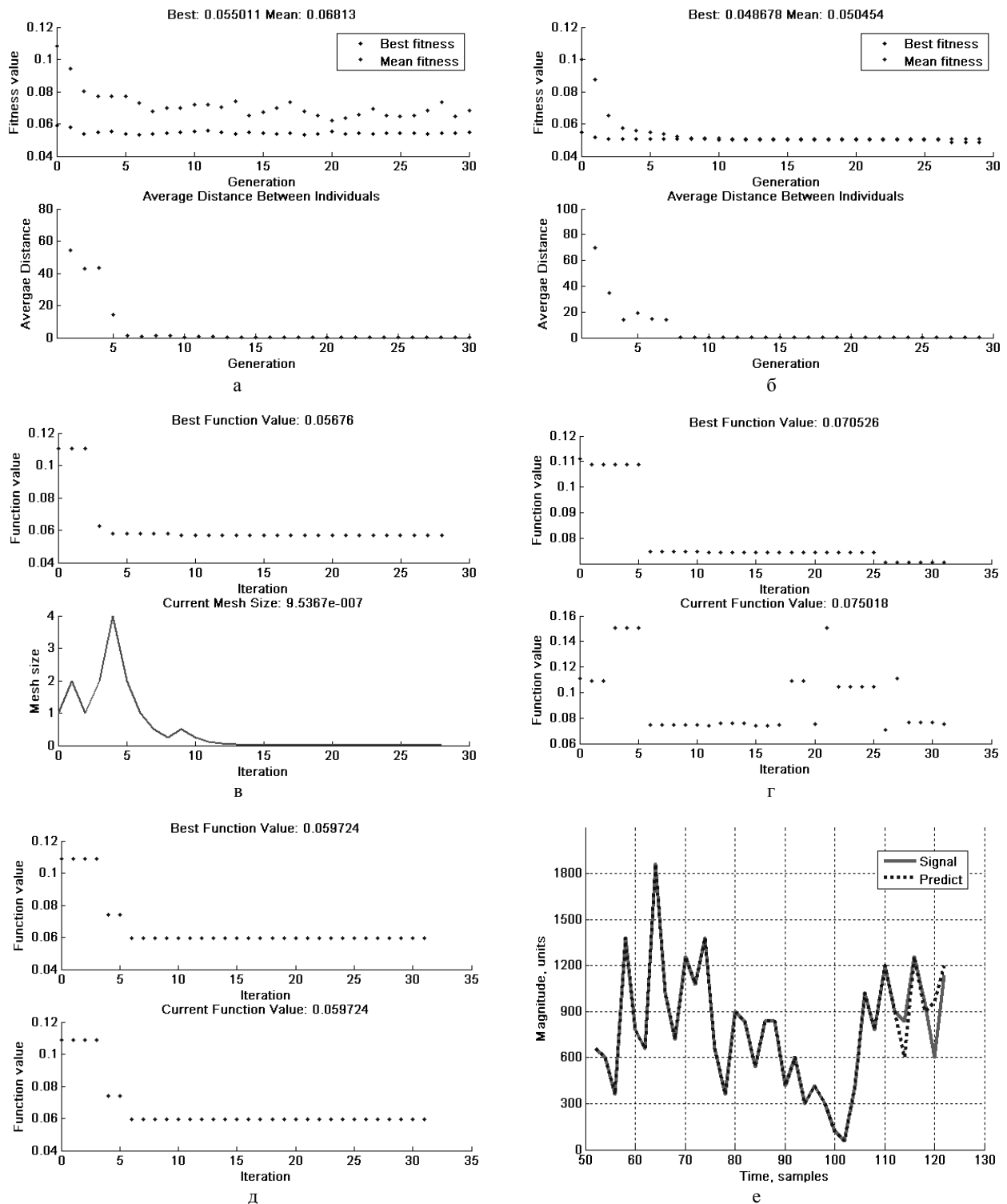


Рис. 2. Результати глобальної оптимізації структури і параметрів АФА для прогнозування трафіка с помощью ГА (а), МО (б), ПСП (в), МИО (г) и МПП (д) и прогнозування сетевого трафика (е)

Список литературы

1. Crovella M.E. Self-Similarity in World Wide Web Traffic: Evidence and Possible Causes / M.E. Crovella, A. Bestavros // *IEEE Transactions on Networking*. – 1997. – Vol. 5. – № 6. – P. 835-846.
2. Корнієнко В.І. Нейронне вейвлет прогнозування та ідентифікація складних сигналів та об'єктів керування / В.І. Корнієнко, Г.В. Кузнецов, І.В. Гарнак // *Міжнародний науково-технічний журнал «Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія»*. – 2009. – С. 38-44.

3. Корнієнко В.І. Ідентифікація і прогнозування трафіку в телекомунікаційних системах / В.І. Корнієнко, Л.В. Будкова // *Системи обробки інформації*. – X.: XV ПС, 2011. – Вип. 8(98). – С. 208-211. – ISSN 1681-7710.
4. Будкова Л.В. Моделювання самоподібного трафіку в інформаційних телекомунікаційних мережах / Л.В. Будкова, В.І. Корнієнко // *Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського* – 2013. – № 4(81). – С. 101-108.
5. Кузнецов Г.В. 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.

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

7. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами Matlab / С.Д. Штовба. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 288 с. – ISBN 5-93517-359-X.

8. Nelles O. Nonlinear System Identification: From Classical Approaches to Neural and Fuzzy Models / O. Nelles. – Berlin: Springer, 2001. – 785 p.

9. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пи-

линский, Л. Рутковский; пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.

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

11. Ивахненко А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами / А.Г. Ивахненко. – К.: Техніка, 1975. – 312 с.

Поступила в редколлегию 30.10.2013

Рецензент: д-р техн. наук, проф. В.И. Корниенко, ГВУЗ «Национальный горный университет», Днепропетровск.

АДАПТИВНЕ НЕЧІТКЕ ПРОГНОЗУВАННЯ ТРАФІКУ В ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ МЕРЕЖАХ

О.В. Герасіна

Запропоновано для прогнозування мережевого трафіку проводити вибір типу адаптивного фільтру і налаштування його параметрів із використанням методів глобальної оптимізації. Шляхом моделювання оцінено точність прогнозування мережевого трафіку з використанням отриманих адаптивних нечітких фільтрів.

Ключові слова: прогнозування, трафік, адаптивна фільтрація, нечітка логіка, глобальна оптимізація.

ADAPTIVE FUZZY PREDICTION OF TRAFFIC IN INFORMATION TELECOMMUNICATION NETWORKS

A.V. Gerasina

It is offered to spend for predicting network traffic a choice type of adaptive filter and setting its parameters using global optimization methods. By modeling accuracy of prediction of network traffic using received fuzzy adaptive filters is estimated.

Keywords: prediction, traffic, adaptive filtration, fuzzy logic, global optimization.