

УДК 621.391

Е.В. Дуравкин

Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков

## МОНИТОРИНГ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СОСТОЯНИЯ МУЛЬТИСЕРВИСНОЙ СЕТИ НА БАЗЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

*В статье рассмотрены вопросы модификации существующих систем сетевого управления. Предложено использование вероятностной нейронной сети для решения задач классификации и прогнозирования состояния транспортной среды в сети, использующей сервис-ориентированную архитектуру для организации доступа к сервисам.*

**Ключевые слова:** мультисервисные сети, сервис-ориентированная архитектура, нейронные сети, системы сетевого управления.

### Введение

Современные автоматизированные системы управления войсками в первую очередь характеризуются досточно широким набором реализуемых функций. Наряду с традиционными (передача команд управления и оперативной информации) все большее распространение получают функции предоставления мультимедийных услуг (VoIP, видеоконференции и др). Одной из наиболее распространенных технологий построения современных автоматизированных систем управления, является сервис-ориентированная архитектура (SOA). Основными ее достоинствами являются высокая масштабируемость и универсальная транспортная среда (Enterprise Service Bus – ESB).

Для войсковых автоматизированных систем управления одним из наиболее важных вопросов является гарантированное решение поставленных задач. Для обеспечения требований по передаче данных необходимо не только иметь информацию о текущем состоянии ESB, но и уметь его прогнозировать. Современные средства управления мультисервисными сетями, построенными на основе SOA, не позволяют динамически изменять политики обеспечения качества обслуживания на основе состояния ESB.

Таким образом, возникает необходимость в разработке новых методов управления мультисервисными сетями, основанными на SOA которые на основе классификации и прогнозирования состояния ESB позволят выработать воздействия либо для модификации архитектуры системы, либо для изменения политики обеспечения требуемого качества обслуживания.

**Анализ последних исследований и публикаций.** Системы сетевого управления существуют на рынке телекоммуникаций достаточно долго и стремительно развиваются с развитием отрасли в целом. Наиболее эффективными примерами таких систем являются IBM Tivoli и HP OpenView. Данные системы обладают достаточно мощными средствами сбора статистики и визуализации состояния элементов

сети [5, 6]. Однако, их функциональность позволяет лишь отображать текущее состояние элементов сети по ограниченному набору параметров. Однако в них не реализованы механизмы классификации состояния все сети (либо ее сегментов), а так же отсутствует возможность прогнозирования состояния на некоторое время. В тоже время для полного обеспечения дисциплин QoS такие системы должны обладать большим перечнем возможностей [7].

**Формулирование цели статьи.** Анализ тенденций развития мультисервисных сетей в направлении обеспечения QoS и существующих решений в области систем сетевого управления показывает необходимость расширения функциональности последних за счет внедрения механизмов классификации и прогнозирования состояния ESB. Целью настоящей работы является создание модели управления универсальной транспортной средой SOA системы способной решать задачи классификации и прогнозирования.

### Изложение основного материала

В настоящее время существует достаточно большой перечень средств классификации, основанных как на математических, так и на эвристических подходах [1]. Решение задачи классификации состояния мультисервисной сети характеризуется рядом особенностей: большое количество взаимозависящих параметров их высокая динамика, изменяющаяся природа трафика (преобладание трафика данных или мультимедийного трафика), сложность прогнозирования параметров трафика и т.д. Указанные особенности делают практически невозможным решение задачи классификации аналитическими средствами (методы распознавания, основанные на построении разделяющих поверхностей, методы потенциальных функций, решающие деревья и др.). Одним из наиболее перспективных направлений решения задачи классификации состояния мультисервисной сети является метод, основанный на использовании нейронных сетей [2].

На рис. 1 приведена архитектура нейронной сети предназначенной для решения задачи классификации и прогнозирования состояний ESB.

Входными параметрами нейронной сети является динамика оценок показателей качества (среднепутевая задержка, джиттер, количество ошибок на транспортном уровне).

Выходными параметрами – вероятности  $i$ -го состояния мультисервисной сети на  $k+1$  шаге.

Нейронная сеть состоит из 4 слоев: входного слоя, слоя образцов, слоя суммирования и слоя про-

гнозирования. Задачей входного слоя является распределение данных входного образца для слоя образцов. Каждый входной образец характеризуется 4 показателями качества состояния сегмента мультисервисной сети (задержка, джиттер, количество потерянных IP-пакетов, количество пакетов с ошибками), каждый из которых представлен набором признаков. Слой образцов образован «пакетом»  $n$ -мерных векторов  $x(1), x(2), \dots, x(N)$  с известной классификацией, причем место конкретного образца в пакете значения не имеет.

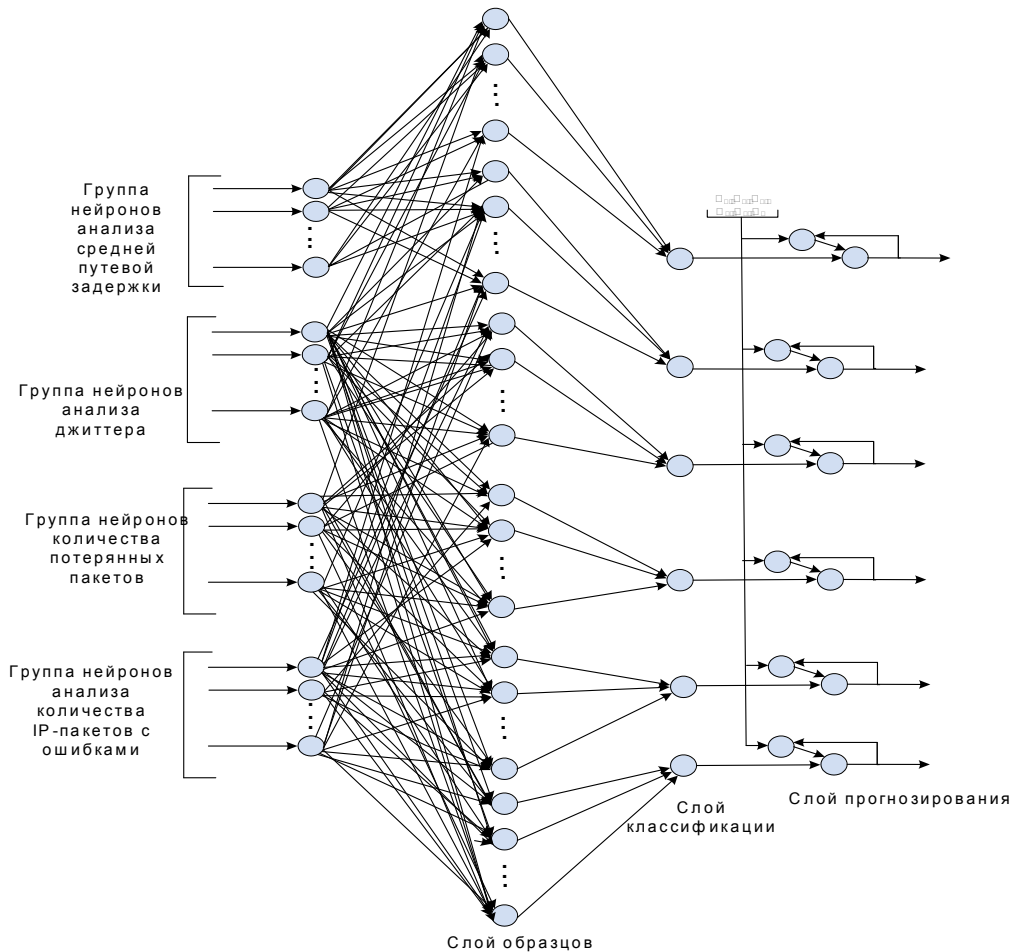


Рис. 1. Модель нейронной сети для решения задачи классификации и прогнозирования состояний мультисервисной сети

Количество нейронов в слое образцов равно  $N$  (по одному нейрону на каждый обучающий образ):

$$N = \frac{m_{in} m_{sum} m_{prob}}{\epsilon_0}, \quad (1)$$

где  $\epsilon_0$  – среднеквадратическое значение ошибки оценивания;  $m_{in}$  – размер входного слоя;  $m_{sum}$  – размер слоя суммирования;  $m_{prob}$  – размер слоя прогнозирования.

График вероятности корректной классификации в зависимости от количества обучающих образцов представлен на рис. 2.

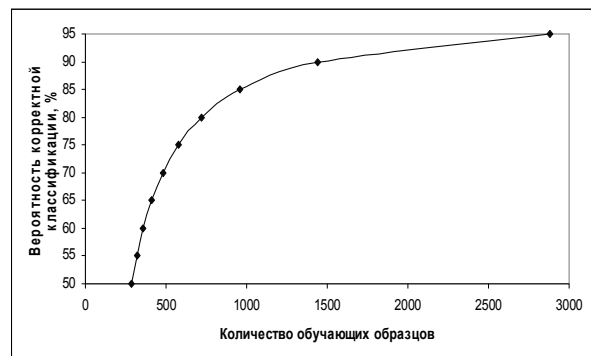


Рис. 2. Зависимость вероятности корректной классификации от количества обучающих образцов

Входной слой и слой образцов образуют полно-  
связную структуру. Синаптические веса

$$w_{ji} = x_i(j), \quad i = 1, 2, \dots, n; \quad j = 1, 2, \dots, N,$$

$$(w_j = x(j) = (x_1(j), x_2(j), \dots, x_n(j))^T$$

в векторной форме) между входным слоем и слоем образцов устанавливаются равными элементам соответствующего вектора-образца. Каждый из нейронов слоя образцов вычисляет взвешенную сумму входных сигналов и преобразует ее с помощью нелинейной активационной функции. Для упрощения численной реализации входные векторы предварительно нормируются и вместо стандартной колоколообразной функции активации, использующей квадрат евклидова расстояния от неизвестного экземпляра до нейрона слоя образцов, используется более простое преобразование

$$o_j^{[1]}(k) = \exp\left(2 \frac{w_j^T x(k) - 1}{\sigma^2}\right), \quad (2)$$

где  $w_j^T$  – значения весовых коэффициентов;  $x(k)$  – неизвестный входной образец;  $\sigma^2$  – параметр, задающий ширину функции активации.

Значение параметра  $\sigma$  вычисляется следующим образом

$$\sigma(n) = \sigma_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau}\right), \quad n = 0, 1, 2, \dots, \quad (3)$$

где  $\sigma_0$  – начальное значение параметра  $\sigma$ ;

$\tau$  – некоторая временная константа.

Таким образом, при увеличении количества итераций  $n$  ширина  $\sigma(n)$  экспоненциально убывает. При решении задачи классификации и прогнозирования состояний мультисервисной сети использовались следующие начальные значения:  $\sigma_0 = 1$  и  $\tau = 5$ .

В работе [3] выделено 6 состояний мультисервисной сети, поэтому слой суммирования представлен 6 нейронами, шестью элементарными сумматорами (в общем случае по одному на каждый класс), которые суммируют выходы нейронов слоя образцов:

$$o_i^{[2]}(k) = \sum_{j=1(i)}^{Ni(i)} o_j^{[1]}(k), \quad i = 1, \dots, 6. \quad (4)$$

К каждому нейрону слоя суммирования идут связи только от тех нейронов слоя образцов, которые принадлежат соответствующему классу. Синаптические веса, идущие от нейронов слоя образцов к нейронам слоя суммирования, фиксируются равными 1.

Предсказание вероятности нахождения мультисервисной сети в  $i$ -ом состоянии на  $k+1$  шаге осуществляется в слое прогнозирования. Предсказание выполняется на основе регрессионного анализа [4]. Для мультисервисной сети, по которой предполагается передача мультимедийной информации, ис-

пользуется полином четвертой степени т.к. в сетях такого рода часто возникает флуктуации параметров в зависимости от нагрузки.

$$P(Y_i)_{k+1} = 38,9902 + 1,26 P(Y_i)_{k-1} + 0,001 P(Y_i)_{k-2} + 0,02 P(Y_i)_{k-3} + 0,19 P(Y_i)_{k-4}, \quad (5)$$

где  $P(Y_i)_{k+1}$  – вероятность  $i$ -го состояния мультисервисной сети на  $k+1$  шаге;

$P(Y_i)_{k-1}, P(Y_i)_{k-2}, \dots, P(Y_i)_{k-N}$  – статистика вероятности  $k$ -го состояния мультисервисной сети.

Оценки параметров коэффициентов регрессии рассчитываются при помощи метода наименьших квадратов [5].

Оценка эффективности нейронной сети при решении задачи классификации и прогнозирования состояния мультисервисной сети производилась на основании статистических данных, полученных в результате проведения натурального эксперимента.

В процессе эксперимента при помощи программы IxChariot [6] генерировались различные виды трафика и измерялись значения основных показателей качества работы мультисервисной сети, которые являются базовыми при предоставлении услуг [3]:

- задержка (рис. 3);
- джиттер (рис. 4);
- количество потерянных IP-пакетов (рис. 5);
- количество пакетов с ошибками (рис. 6).

В зависимости от принимаемых значений данных показателей качества телекоммуникационная сеть относилась к одному из шести выделенных состояний [3].

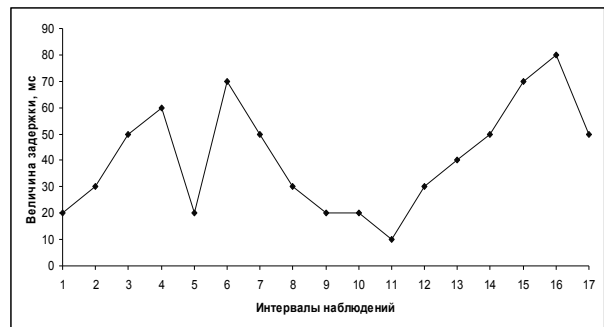


Рис. 3. Значения задержки

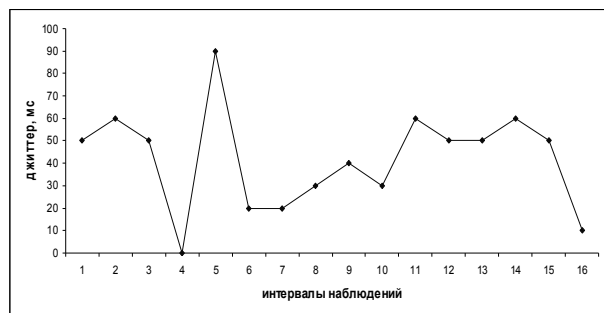


Рис. 4. Значения джиттера

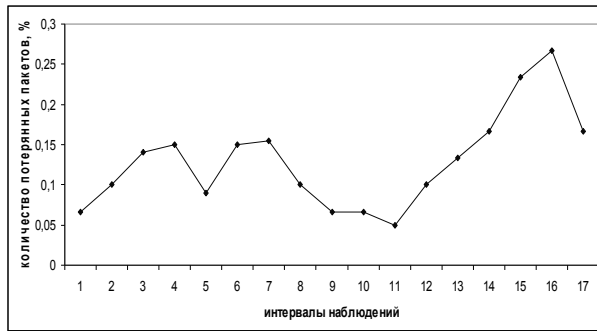


Рис. 5. Количество потерянных IP-пакетов

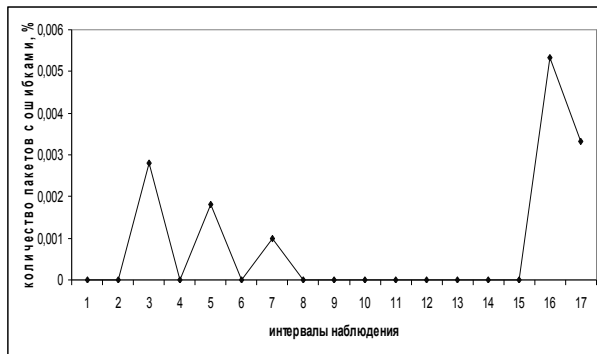


Рис. 6. Количество пакетов с ошибками

Затем значения данных показателей качества поступали на вход модифицированной вероятностной нейронной сети, при помощи которой осуществлялись классификация текущего состояния мультисервисной сети и прогнозирование состояния мультисервисной на несколько шагов вперед.

Для сети, не предполагающей передачу мультимедийной информации, прогнозирование осуществлялось на пять шагов вперед.

Для мультисервисной сети, по которой предполагается передача мультимедийной информации прогнозирование осуществлялось на четыре шага вперед.

Результаты классификации и прогнозирования состояний мультисервисной сети, полученные при помощи натурального эксперимента и при помощи модифицированной вероятностной нейронной сети, представлены на рис. 7.

### МОНІТОРИНГ І ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ МУЛЬТИСЕРВИСНОЇ МЕРЕЖІ НА БАЗІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Є.В. Дуравкін

*У статті розглянуті питання модифікації існуючих систем мережевого управління. Запропоновано використання імовірнісної нейронної мережі для вирішення завдань класифікації і прогнозування стану транспортного середовища в мережі, що використовує сервіс-орієнтовану архітектуру для організації доступу до сервісів.*

**Ключові слова:** мультисервісні мережі, сервіс-орієнтована архітектура, нейронні мережі, системи мережевого управління.

### MONITORING AND PROGNOSTICATION OF THE STATE OF MULTISERVICE NETWORK ON BASE OF NEURON NETWORK

E. V. Duravkin

*The questions of modification of the existent systems of network management are considered in the article. The use of probabilistic neuron network is offered for the decision of tasks of classification and prognostication of the state of a transport environment in a network, utilizing service-oriented architecture for organization of access to services.*

**Keywords:** multiservice networks, service-oriented architecture, neuron networks, systems of network management.

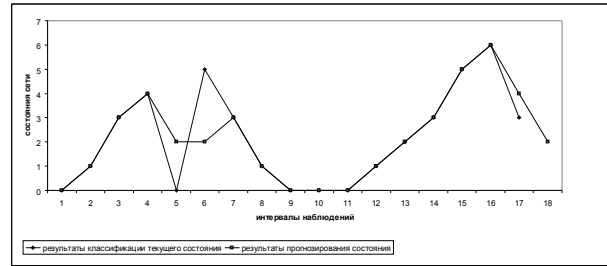


Рис. 7. Результаты классификации и прогнозирования состояний мультисервисной сети

### Выводы

По результатам эксперимента можно сделать вывод о том, что при классификации и прогнозировании состояния мультисервисной сети модифицированная вероятностная нейронная сеть из 18 состояний корректно классифицировала и спрогнозировала 16 состояний мультисервисной сети, следовательно, можно сделать вывод о том, что эффективность разработанной вероятностной нейронной сети составляет 90%. Ошибку классификации и прогнозирования, допущенную вероятностной нейронной сетью, можно объяснить резким переходом из одного состояния мультисервисной сети в другое, в дальнейшем процесс корректной классификации был быстро восстановлен.

### Список литературы

1. Высочина О.С. Оценка эффективности методов классификации состояний мультисервисной сети / О.С. Высочина, С.И. Шматков, А.М. Салман // Збірник наукових праць XV ІС. – Х.: XV ІС, 2010. – Вип. 2 (24) – С. 98-101.
2. Хайкин С. Нейронные сети / С. Хайкин. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
3. ITU-T Y.1541. Network Performance objectives for IP-based services, Amendment 3, 2008. – 50 p.
4. Вентцель Е.С. Теория вероятностей / Е.С. Вентцель. – М.: Наука, 1969. – 576 с.
5. [Электрон. ресурс]. – Режим доступа: <http://www-01.ibm.com/software/ru/tivoli>.
6. [Электрон. ресурс]. – Режим доступа: [http://www.openview.ru/perf\\_man.htm](http://www.openview.ru/perf_man.htm).

Поступила в редколлегию 13.10.2011

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф. В.В. Поповский, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков.