

МОДЕЛЬ СИСТЕМЫ МОНИТОРИНГА ТЕЛЕКОММУ- НИКАЦИОННОЙ СЕТИ НА БАЗЕ МОДИФИ- ЦИРОВАННОЙ ВЕРОЯТНОСТНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Розроблено модель системи моніторингу телекомунікаційної мережі, яка здатна не тільки класифікувати поточний стан мережі, але і прогнозувати стан мережі в майбутньому. Класифікація та прогнозування здійснюється за допомогою модифікованої імовірнісної нейронної мережі

Ключові слова: імовірнісна нейронна мережа, класифікація і прогнозування

Разработана модель системы мониторинга телекоммуникационной сети, которая способна не только классифицировать текущее состояние сети, но и прогнозировать состояние сети в будущем. Классификация и прогнозирование осуществляется при помощи модифицированной вероятностной нейронной сети

Ключевые слова: вероятностная нейронная сеть, классификация и прогнозирование

A model system for monitoring telecommunication network was developed. This system is able to classify the current state of the telecommunication network and predict the network state in the future. Classification and prediction is carried out using a modified probabilistic neural network

Keywords: probabilistic neural network, classification and prediction

О.С. Высочина

Аспирант*

Контактный тел.: (057) 707-50-22

E-mail: vysochyna.olesya@gmail.com

С.И. Шматков

Кандидат технических наук, доцент, заведующий кафедрой*

*Кафедра теоретической и прикладной системотехники

Харьковский национальный университет

им. В.Н. Каразина

пл. Свободы, 6, г. Харьков, Украина, 61077

Контактный тел.: (057) 707-50-22

E-mail: tps@univer.kharkov.ua

Салман Амер Мухсин

Аспирант

Кафедра телекоммуникационных систем

Харьковский национальный университет

радиоэлектроники

пр. Ленина, 14, г. Харьков, Украина, 61166

Контактный тел.: (057) 702-13-20

E-mail: tcs@kture.kharkov.ua

1. Введение

В настоящее время кроме стандартного набора услуг, которые предоставляются телекоммуникационными сетями, можно выделить сервисы, направленные на передачу мультимедийной информации. В связи с этим выдвигаются новые требования к качеству обслуживания. Для обеспечения требуемого качества обслуживания необходимо не только иметь информацию о текущем состоянии телекоммуникационной сети, но и уметь его прогнозировать. Таким образом, возникает необходимость в разработке новых методов

управления телекоммуникационной сетью. Одной из компонент подобной системы управления является система мониторинга. Для повышения эффективности управления телекоммуникационной сетью необходимо решить следующие задачи:

- задачу классификации состояний телекоммуникационной сети, которая решается на основе собранной статистической информации и учитывает взаимосвязь между различными параметрами сети,
- задачу прогнозирования состояний телекоммуникационной сети на основе значений основных показателей качества работы сети.

Из вышесказанного можно сделать вывод о том, что задача создания модели системы мониторинга телекоммуникационной сети, способной классифицировать текущее состояние телекоммуникационной сети и прогнозировать состояние сети в будущем является актуальной.

2. Анализ последних исследований и публикаций

Системы мониторинга существуют на рынке телекоммуникаций достаточно долго и стремительно развиваются с развитием отрасли в целом. Проведенный анализ показал, что на сегодняшний день подобные системы способны лишь выдать пользователю статистику по ограниченному набору параметров сети, без учета их взаимосвязи, и не способны прогнозировать состояние системы в будущем. Поэтому для более полного анализа состояния сети в такие системы необходимо включать дополнительные модули обработки статистической информации, реализующие указанные функции.

3. Формулирование цели статьи

Целью настоящей работы является создания модели системы мониторинга телекоммуникационной сети, способной классифицировать текущее состояние телекоммуникационной сети и прогнозировать состояние сети в будущем.

4. Изложение основного материала

На основе анализа классификаторов, проведенного в [1], сделан вывод о том, что наиболее эффективно решают задачу классификации состояний телекоммуникационной сети вероятностные нейронные сети. Однако для решения поставленной задачи необходима модификация существующего аппарата вероятностных нейронных сетей [2].

Архитектура модифицированной вероятностной нейронной сети для решения задачи классификации и прогнозирования состояний сегмента телекоммуникационной сети представлена на рис. 1. Входными параметрами вероятностной нейронной сети является динамика оценок показателей качества сегмента телекоммуникационной сети, а выходными параметрами – вероятности *i*-го состояния телекоммуникационной сети на *k*+1 шаге.

Модифицированная вероятностная нейронная сеть состоит из 4 слоев: входного слоя, слоя образов, слоя суммирования и слоя прогнозирования.

Задачей входного слоя является распределение данных входного образца для слоя образов. Каждый входной образец характеризуется 4 показателями качества состояния сегмента телекоммуникационной сети (задержка, джиттер, количество потерянных IP-пакетов, количество пакетов с ошибками), каждый из которых представлен набором признаков.

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

$$N = \frac{m_{in} m_{sum} m_{prob}}{\epsilon_0}, \tag{1}$$

где ϵ_0 – среднееквадратическое значение ошибки оценивания, m_{in} – размер входного слоя, m_{sum} – размер слоя суммирования, m_{prob} – размер слоя прогнозирования.

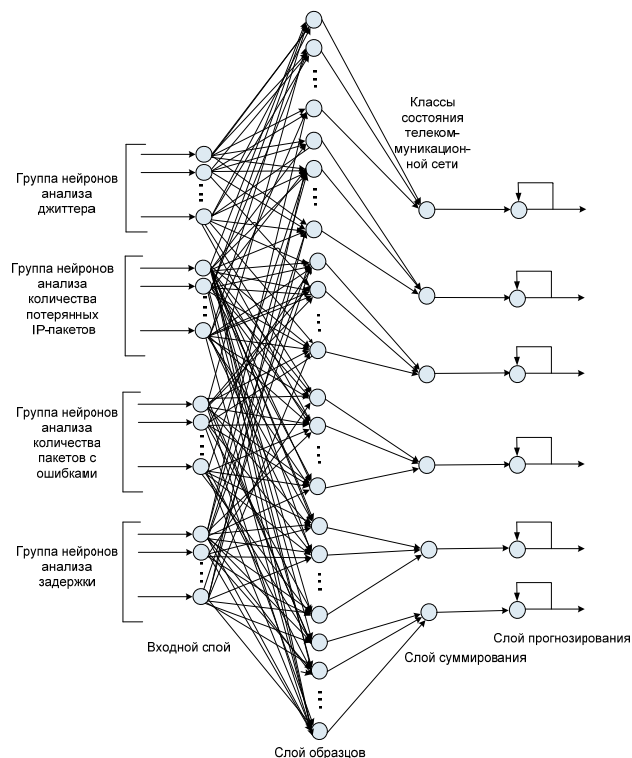


Рис. 1. Модель модифицированной вероятностной нейронной сети для решения задачи классификации и прогнозирования состояний телекоммуникационной сети

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

Как видно из графика, чем больше векторов для обучения, тем выше результат распознавания, однако для увеличения степени распознавания с 90% до 95% необходимо увеличить количество обучающих образцов в 2 раза, а это приведет к неоправданному усложнению структуры вероятностной нейронной сети и увеличению требований к вычислительным ресурсам, поэтому использовалось 1440 обучающих примеров, и, следовательно, 1440 нейронов в слое образов.

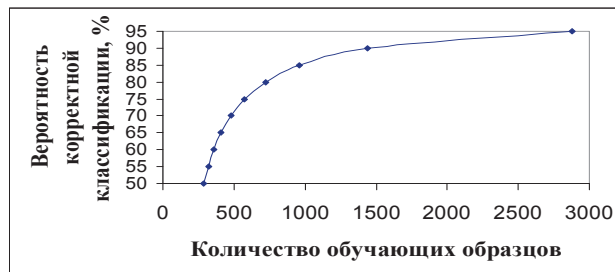


Рис. 2. Зависимость вероятности корректной классификации от количества обучающих образцов

Входной слой и слой образов образуют полную связную структуру. Синаптические веса $w_{ji} = x_i(j)$,

$i=1,2,\dots,n$; $j=1,2,\dots,N$ 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 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, σ^2 – параметр, задающий ширину функции активации.

Значение параметра σ вычисляется следующим образом

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

где σ_0 – начальное значение параметра σ , τ – некоторая временная константа.

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

В работе [3] выделено 6 состояний телекоммуникационной 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 телекоммуникационной сети в i -ом состоянии на $k+1$ шаге осуществляется в слое прогнозирования. Предсказание выполняется на основе регрессионного анализа [4]. Задача прогнозирования решается по каждому состоянию отдельно.

Для сети, не предполагающей передачу мультимедийной информации, используется полином пятой степени

$$P(Y_i)_{k+1} = 55,9429 + 2,3090 P(Y_i)_{k-1} + 0,0014 P(Y_i)_{k-2} + 0,0237 P(Y_i)_{k-3} + 0,1285 P(Y_i)_{k-4} + 0,0078 P(Y_i)_{k-5} \quad (5)$$

Для телекоммуникационной сети, по которой предполагается передача мультимедийной информации, используется полином четвертой степени т.к. в сетях такого рода часто возникает флуктуация параметров в зависимости от нагрузки.

$$P(Y_i)_{k+1} = 44,9902 + 1,2632 P(Y_i)_{k-1} + 0,0013 P(Y_i)_{k-2} + 0,0119 P(Y_i)_{k-3} + 0,1893 P(Y_i)_{k-4} \quad (6)$$

где $P(Y_i)_{k+1}$ – вероятность i -го состояния телекоммуникационной 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 телекоммуникационной сети,

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

Оценка эффективности модифицированной вероятностной нейронной сети при решении задачи классификации и прогнозирования состояния телекоммуникационной сети производилась на основании статистических данных, полученных в результате проведения натурного эксперимента.

В процессе эксперимента генерировались различные виды трафика и измерялись значения основных показателей качества работы телекоммуникационной 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 отнеслась к одному из шести выделенных состояний [3].

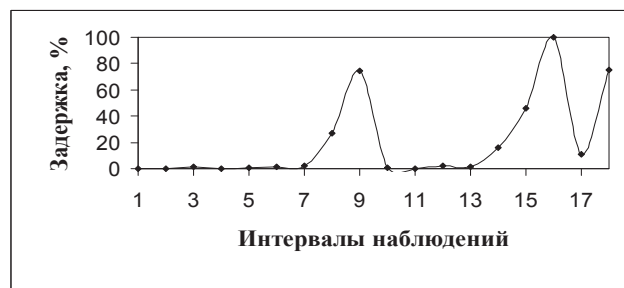


Рис. 3. Измерение задержки во время проведения эксперимента

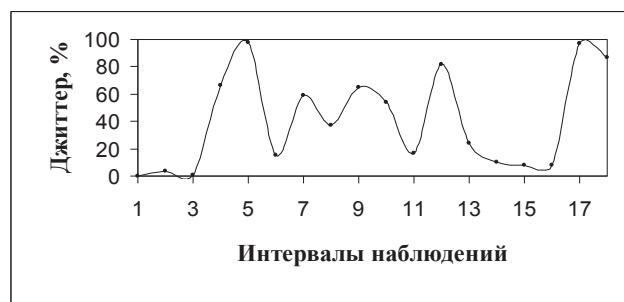


Рис. 4. Измерение джиттера во время проведения эксперимента

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

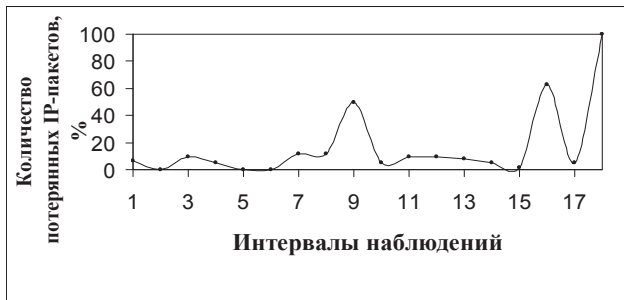


Рис. 5. Измерение количества потерянных IP-пакетов во время проведения эксперимента

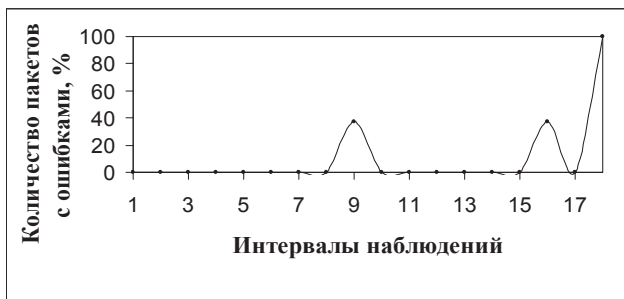


Рис. 6. Измерение количества пакетов с ошибками во время проведения эксперимента

Для сети, не предполагающей передачу мультимедийной информации прогнозирование осуществлялось на пять шагов вперед. Для телекоммуникационной сети, по которой предполагается передача мультимедийной информации прогнозирование осуществлялось на четыре шага вперед.

Результаты классификации и прогнозирования состояний телекоммуникационной сети, полученные

при помощи натурального эксперимента и при помощи модифицированной вероятностной нейронной сети, представлены на рис. 7.



Рис. 7. Результаты классификации и прогнозирования состояний телекоммуникационной сети

Выводы

По результатам эксперимента можно сделать вывод о том, что при классификации и прогнозировании состояния телекоммуникационной сети модифицированная вероятностная нейронная сеть из 18 состояний корректно классифицировала и спрогнозировала 16 состояний телекоммуникационной 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 телекоммуникационной сети в другое, в дальнейшем процесс корректной классификации был быстро восстановлен.

Литература

1. Высочина О.С. Оценка эффективности методов классификации состояний телекоммуникационной сети / О.С. Высочина, С.И. Шматков, А.М. Салман // Сборник научных работ ХУВС. – Х.: ХУВС, 2010. – №. 2 (24) – С. 98–101.
2. Хайкин С. Нейронные сети / С. Хайкин. – М.: Вильямс, 2006. – 1104с.
3. Высочина О.С. Метод классификации состояний телекоммуникационной сети / О.С. Высочина, С.И. Шматков, А.М. Салман // Системы управления, навигации и связи. – К.: ЦНИИ НУ, 2010. – №. 3 (15) – С. 112–116.
4. Четыркин Е.М. Статистические методы прогнозирования / Е.М. Четыркин. – М.: “Статистика”, 1977. – 200 с.
5. Вентцель Е. С. Теория вероятностей / Е. С. Вентцель. – М.: Наука, 1969. – 576 с.