

УДК 681.324

А. М. Асланов, М. С. Солодовник

ИССЛЕДОВАНИЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ПОДХОДА В МАРШРУТИЗАЦИИ КОМПЬЮТЕРНЫХ СЕТЕЙ

Аннотация. Представлен анализ традиционного метода маршрутизации и обосновывается необходимость использования интеллектуальных адаптивных технологий. С помощью пакета FuzzyTech среды MatLab проведена экстраполяция числового значения временной задержки между парой узлов в компьютерной сети. Оговорены преимущества нейро-нечеткого метода, а именно учет мнения эксперта, способность к самообучению и способность работать с нелинейными функциями.

Ключевые слова: нейро-нечеткая сеть, адаптивная маршрутизация, интеллектуальное прогнозирование, нейронная сеть, обучение нейро-нечеткой сети, матричный алгоритм поиска кратчайших путей, самообучение сети, правила обучения, функция активации

А. М. Aslanov, M. S. Solodovnik

RESEARCH OF INTELLIGENT APPROACH IN THE COMPUTER NETWORKS ROUTING

Abstract. This article presents an analysis of the traditional method of routing and the necessity of using smart adaptive technology. Using the package FuzzyTech (MatLab environment), we held extrapolation the numerical value of time delay between a pair of nodes in the network. The resulting experimental value compared with the original value. The feasibility of intellectual approach to solve the routing problem in computer networks was concluded. Specific advantages of neuro-fuzzy method, namely, accounting expert opinion, the ability to self-learning and the ability to work with non-linear functions was concluded.

Keywords: neuro-fuzzy network, adaptive routing, intelligent prediction, neural network, training of neuro-fuzzy network, matrix algorithm for finding the shortest path, self-learning network, learning rules, activation function.

О. М. Асланов, М. С. Солодовник

ДОСЛІДЖЕННЯ ІНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ПІДХОДУ В МАРШРУТИЗАЦІЇ КОМП'ЮТЕРНИХ МЕРЕЖ

Анотація. Представлено аналіз традиційного методу маршрутизації і обґрунтовується необхідність використання інтелектуальних адаптивних технологій. За допомогою пакета FuzzyTech середовища MatLab проведена екстраполяція числового значення затримки між парою вузлів в комп'ютерній мережі. Отримане експериментальне значення порівняно з вихідним, зроблено висновок про доцільність застосування інтелектуального підходу для вирішення завдання маршрутизації в комп'ютерних мережах. Обговорено переваги нейро-нечіткого методу, а саме врахування думки експерта, здатність до самонавчання і здатність працювати з нелінійними функціями.

Ключові слова: нейро-нечітка мережа, адаптивна маршрутизація, інтелектуальне прогнозування, нейронна мережа, навчання нейро-нечіткої мережі, матричний алгоритм пошуку найкоротших шляхів, самонавчання мережі, правила навчання, функція активації

Введение. С каждым годом растет количество пользователей компьютерных сетей (КС), что обуславливает рост сложности топологий КС и необходимости в повышении пропускной способности. Как следствие, усложняется и поиск оптимальных маршрутов в сетях для быстрой доставки запросов, то есть усложняются задачи маршрутизации.

Маршрутизация пакетов данных занимает важное место в управлении КС. Алгоритм маршрутизации является составной частью программного обеспечения маршрутизатора – устройства отвечающего за выбор выходной линии, на которую поступивший пакет

должен быть передан [1, 7]. Выбор оптимального маршрута должен учитывать топологию сети и ее свойства, длину очередей в узлах, расстояние между узлами, скорость передачи данных и т.д. Отметим, что в условиях постоянного роста нагрузок на современную КС, влияния на нее внешних и внутренних помех, задача оптимальной маршрутизации не решается в полной мере. Несмотря на большое количество предлагаемых методов, и алгоритмов маршрутизации [2,5], остаются нерешенным ряд задач по определению таблиц маршрутизации для оптимизации и адаптации маршрутов определенного класса трафика. Таким образом, задача исследования современных алгоритмов маршрутизации с целью улучшения их характеристик и создания но-

© Асланов А.М., Солодовник М.С., 2014

вых – интеллектуальных методов и алгоритмов маршрутизации является актуальной [9, 10, 11, 12].

Как правило, задача маршрутизации представляется в виде графа [2]. Пусть дан направленный взвешенный граф $G = (V, E)$, в котором каждый узел из множества V представляет собой устройство, обрабатывающее и передающее данные, а каждое ребро из множества E является линией связи. При моделировании алгоритмов маршрутизации возникают две проблемы.

Во-первых, поток данных не является статическим, во-вторых, он имеет стохастический характер [8].

Следует отметить, что в последнее время особую актуальность приобретают интеллектуальные адаптивные методы маршрутизации [6]. Данные методы позволяют адаптировать алгоритм маршрутизации к временным и к пространственным изменениям трафика. Например, в работе [4] был предложен новый подход к задаче маршрутизации – алгоритм AntNet. Это адаптивный и интеллектуальный, базирующийся на агентах алгоритм маршрутизации, демонстрирует лучшие результаты производительности, среди традиционных алгоритмов. Алгоритм AntNet использует для маршрутизации данных по сети роевой интеллект. В различных зарубежных телекоммуникационных компаниях широкое применение получили маршрутизаторы, основанные на теории искусственного интеллекта [4, 5]. Сетевые устройства компании Cisco (AIR) обеспечивают накопление и распределение ресурсов в серии мобильной связи для оптимизации передачи данных с помощью технологии адаптивной интеллектуальной маршрутизации [4]. Технология Cisco AIR обеспечивает интеллектуальное управление трафиком сервисов на уровне периметра сети, включая:

- маршрутизацию низкодоходного трафика прямо в Интернет;
- маршрутизацию трафика с высоким приоритетом и низким допустимым временем задержки без глубокого погружения в пакетное ядро;
- содержание локального трафика на локальном уровне;
- создание новых сервисов и бизнесмоделей.

Другой ведущей зарубежной компанией предложен интеллектуальный маршрутизатор QLogic iSR6140, который разработан для универсализации соединений между серверами и хранилищами в сети хранения данных (SAN) [5]. Компанией Microsoft представлен интеллектуальный маршрутизатор ARTA, который позволяет:

- автоматический поиск маршрутизации по критерию наименьшей стоимости;
- автоматический поиск маршрутизации по критерию качества соединения;
- автоматический поиск маршрутизации по критерию прибыли и т.д.

Автоматизированный механизм маршрутизации по критерию наименьшей стоимости (ALCR), основанный на методике Artilium, отправляет запросы на соединение по наиболее экономичным эффективным направлениям, анализируя состояние КС и оценивая при этом качество сигнала. Это гарантирует, что соединение устанавливается с наибольшей эффективностью, согласно критериям соотношения стоимости качества, или же по одному из этих критериев. Администрирование этого процесса ограничивается только обновлением параметров. Следует указать, что алгоритмы работы маршрутизаторов не анонсируются, потому что являются коммерческой тайной.

Успешными, по мнению авторов, могут быть методы теории нечеткой логики (учитывающей опыт и знания системных администраторов), а также теории нейронных сетей (способных к обучению) [3].

Динамическая (нестационарная) модель КС с переменной структурой и изменяющимися параметрами описывается графом:

$$G(t) = G(A(t), R(t), W(t)), t \in [t_0, t_T],$$

где A – узлы, R – каналы связи, W – веса (параметры) каналов связи КС, которые могут изменяться с течением времени на заданном интервале. Использование таких «динамических» графов и соответствующих им матричных моделей КС обусловлено тем, что реальная динамика КС с переменной структурой и изменяющимися параметрами все еще слабо изучена.

На основе анализа требований к алгоритмам и методам маршрутизации можно заключить, что интеллектуальная маршрути-

зация должна обладать следующими способностями:

- адаптацией (автоматической самонастройкой) по отношению к изменяющемуся количеству пользователей, их запросов «по интересам» и персональных требований к качеству предоставляемых услуг, к изменяющейся структуре (топологии) КС и параметрам (весам) узлов и каналов связи и т.п.;

- обучением и самообучением новым функциям и правилам функционирования КС;

- самоорганизацией структуры и функций маршрутизаторов в зависимости от изменений в КС;

- предсказанием и предотвращением отказов и сетевых конфликтов и т.д.

Анализ классического подхода

В качестве примера рассмотрим матричный алгоритм поиска кратчайшего пути от узла к узлу [2]. Допустим, имеется локальная компьютерная сеть с параметрами задержки передачи данных, которую можно представить в виде графа (рис. 1) и матрицы расстояний L . Значения матрицы указывают текущее время задержки передачи данных от узла к узлу в компьютерной сети в миллисекундах. Задачей алгоритма маршрутизации является поиск такого маршрута, который позволит доставить информацию от узла к узлу за минимальное время, т.е. с минимальной задержкой.

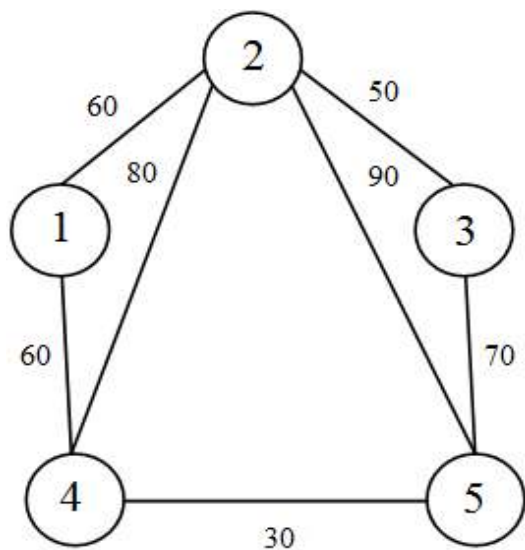


Рис. 1. Компьютерная сеть в виде графа

После ряда преобразований и расчетов по традиционному методу, получим итоговую

матрицу значений суммарных задержек информации в КС. На основании данных этой матрицы, маршрутизатор принимает решение о выборе оптимального маршрута (минимальные значения между узлами).

$$L = \begin{matrix} & \begin{matrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \end{matrix} \\ \begin{matrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0 & 60 & \infty & 60 & \infty \\ 60 & 0 & 50 & 80 & 90 \\ \infty & 50 & 0 & \infty & 70 \\ 60 & 80 & \infty & 0 & 30 \\ \infty & 90 & 70 & 30 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (1)$$

Возведение матрицы L в степень максимального ранга R_{max} даст нам матрицу оптимальных путей от узла к узлу между всеми парами узлов графа $L_{opt} = L^{(R_{max})}$.

Если же при возведении матрицы L в некоторую степень q окажется, что:

$$L^q = L^{(q-1)} \quad (2)$$

то вычислительный процесс следует прервать, так как тождество (2) влечет за собой тождество (3).

$$L^q = L^{(q+1)}. \quad (3)$$

Итак, вычисляем $L^{(2)}$

$$l_{12}^{(2)} = \min(l_{11}^{(1)} + l_{12}^{(1)}, l_{12}^{(1)} + l_{22}^{(1)}, l_{13}^{(1)} + l_{32}^{(1)}, l_{14}^{(1)} + l_{42}^{(1)}, l_{15}^{(1)} + l_{52}^{(1)}) = \min(60, 60, \infty, 140, \infty) = 60 \quad (4)$$

$$l_{13}^{(2)} = \min(l_{11}^{(1)} + l_{13}^{(1)}, l_{12}^{(1)} + l_{23}^{(1)}, l_{13}^{(1)} + l_{33}^{(1)}, l_{14}^{(1)} + l_{43}^{(1)}, l_{15}^{(1)} + l_{53}^{(1)}) = \min(\infty, 110, \infty, \infty, \infty) = 110 \quad (5)$$

$$l_{14}^{(2)} = \min(l_{11}^{(1)} + l_{14}^{(1)}, l_{12}^{(1)} + l_{24}^{(1)}, l_{13}^{(1)} + l_{34}^{(1)}, l_{14}^{(1)} + l_{44}^{(1)}, l_{15}^{(1)} + l_{54}^{(1)}) = \min(60, 140, \infty, 60, \infty) = 60 \quad (6)$$

Аналогично рассчитав все остальные элементы матрицы $L^{(2)}$, получим следующую матрицу (8)

$$L^{(2)} = \begin{matrix} & \begin{matrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \end{matrix} \\ \begin{matrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0 & 60 & 110 & 60 & 90 \\ 60 & 0 & 50 & 80 & 90 \\ 110 & 50 & 0 & 100 & 70 \\ 60 & 80 & 100 & 0 & 30 \\ 90 & 90 & 70 & 30 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (7)$$

Сверяем полученную матрицу с матрицей исходной и получаем $L^{(2)} \neq L$. Это озна-

чает, что поиск оптимальных путей следует продолжить.

Для этого вычисляем

$$L^{(3)} = L^{(2)} \times L,$$

$$I_{12}^{(3)} = \min(I_{11}^{(2)} + I_{12}^{(2)}, I_{12}^{(2)} + I_{22}^{(2)}, I_{13}^{(2)} + I_{32}^{(2)}, I_{14}^{(2)} + I_{42}^{(2)}, I_{15}^{(2)} + I_{52}^{(2)}) = \min(60, 60, 160, 140, 180) = 60, \quad (8)$$

$$I_{13}^{(3)} = \min(I_{11}^{(2)} + I_{13}^{(2)}, I_{12}^{(2)} + I_{23}^{(2)}, I_{13}^{(2)} + I_{33}^{(2)}, I_{14}^{(2)} + I_{43}^{(2)}, I_{15}^{(2)} + I_{53}^{(2)}) = \min(110, 110, 110, 160, 160) = 110, \quad (9)$$

$$I_{14}^{(3)} = \min(I_{11}^{(2)} + I_{14}^{(2)}, I_{12}^{(2)} + I_{24}^{(2)}, I_{13}^{(2)} + I_{34}^{(2)}, I_{14}^{(2)} + I_{44}^{(2)}, I_{15}^{(2)} + I_{54}^{(2)}) = \min(60, 140, 210, 160, 120) = 60. \quad (10)$$

По аналогии рассчитываем и остальные элементы матрицы $L^{(3)}$. Полученная матрица $L^{(3)}$ будет иметь вид (11):

$$L^{(3)} = \begin{matrix} & \begin{matrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \end{matrix} \\ \begin{matrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \end{matrix} & \begin{pmatrix} 0 & 60 & 110 & 60 & 90 \\ 60 & 0 & 50 & 80 & 90 \\ 110 & 50 & 0 & 100 & 70 \\ 60 & 80 & 100 & 0 & 30 \\ 90 & 90 & 70 & 30 & 0 \end{pmatrix} \end{matrix} \quad (11)$$

Воспользуемся тождеством (2) и получим $L^{(3)} = L^{(2)}$. Из этого делаем вывод, что $L_{opt} = L^{(3)} = L^{(2)}$, следовательно, оптимальные пути найдены, и расчёт матрицы 4 ранга можно не производить [2, 5].

Исходя из данной итоговой матрицы, маршрутизатор определяет наилучший маршрут, например, задержка данных от узла 1 к 5 минимальна при передаче пакета через узел 4, так как тогда суммарная задержка будет равна 90, по сравнению с передачей через узлы 2 и 3 где задержка составит 180 и т.д.

Несмотря на широкое распространение данного алгоритма, в условиях частых изменений параметров КС, расчет новых значений матриц и выбор соответствующих маршрутов является трудоемкой задачей, занимающей большой объем памяти маршрутизатора и достаточное количество времени, в течение которого значения параметров задержки могут измениться. Таким образом,

новый маршрут не будет являться оптимальным в плане минимизации задержки.

Анализ интеллектуального подхода

Для анализа эффективности интеллектуальных технологий в области маршрутизации, авторы предлагают использование нового подхода позволяющего оперативно и достоверно определять итоговые значения задержки данных между узлами и учитывать опыт экспертов – проектировщиков и администраторов КС.

Данный подход основан на использовании аппарата гибридных или нейро-нечетких сетей (ННС). Данный аппарат получил успешную апробацию в промышленных системах интеллектуального управления и может быть также использован для поиска оптимальных маршрутов в КС [4].

Нейро-нечеткая сеть представляет собой совокупность отдельных нейронов, связанных между собой некоторым фиксированным образом. При этом взаимосвязь нейронов определяется или задается структурой (топологией) нейронной сети, а процесс обучения ННС происходит по принципам действия системы нечеткого вывода [3]. В процессе создания ННС ключевую роль выполняет эксперт в области компьютерных систем. Эксперт вносит свои корректировки на этапе фаззификации [6] входных и выходных параметров алгоритма маршрутизации.

Процесс обучения разработанной ННС на определение суммарных задержек и поиска наилучших маршрутов КС, из анализируемого выше примера, состоит из ряда этапов, выполненных с учетом гибридного метода обучения [3] с количеством циклов обучения, равным 30, определенным в результате компьютерных экспериментов (рис. 2 и рис. 3) и позволяет получить точные значения задержки данных от узла к узлу, соответствующих матрицы обучения L .

Таким образом, интеллектуальный или нейро-нечеткий маршрутизатор, действующий на основе алгоритма Сугено, обладает способностью быстрого определения

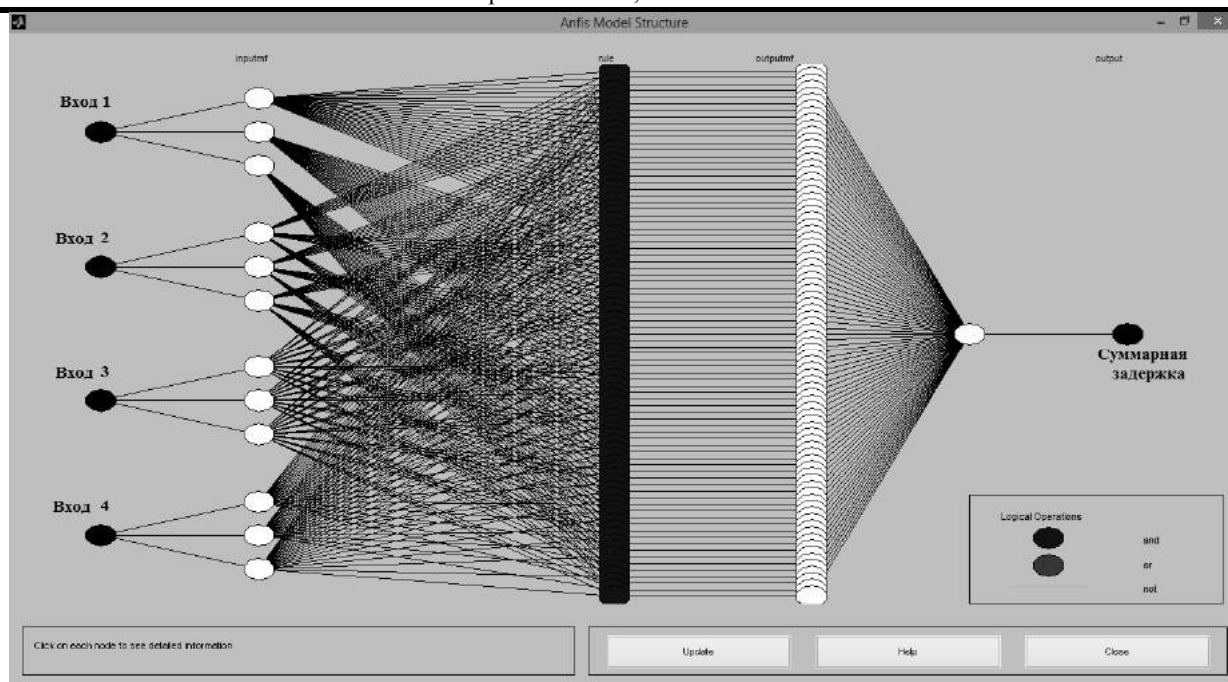


Рис. 2. Структура нейро-нечеткой сети

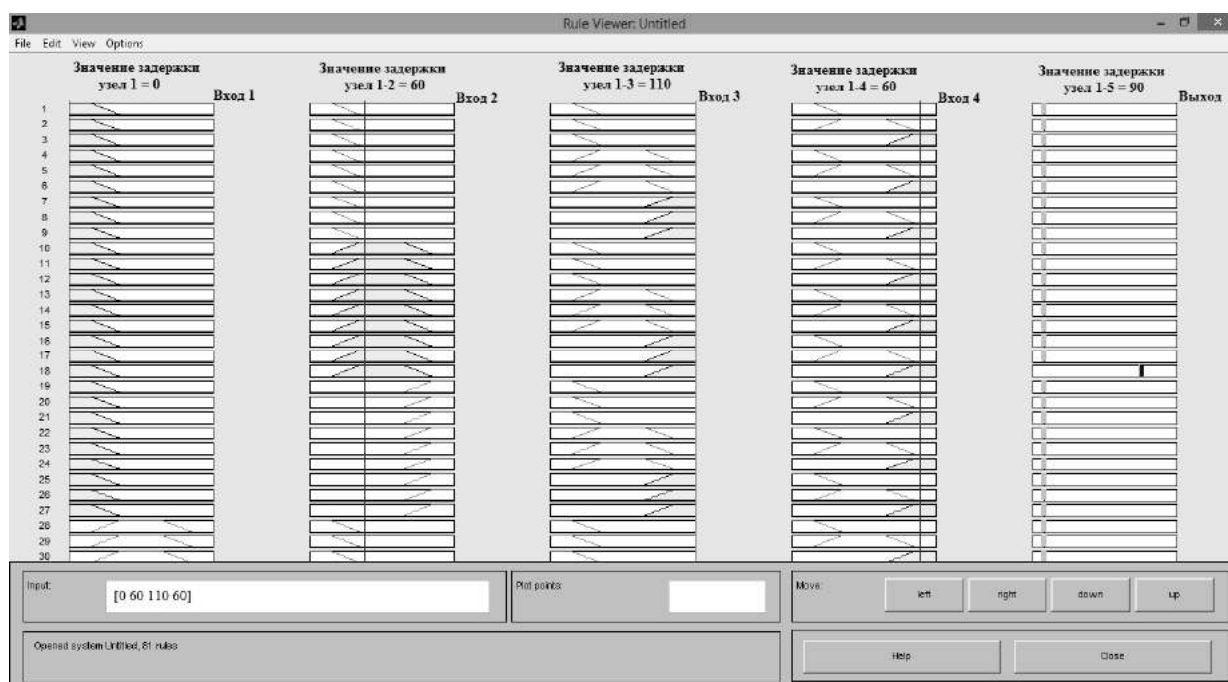


Рис. 3. Интерфейс вывода итоговых данных нейро-нечеткой сети

суммарной задержки между узлами в широком диапазоне изменения параметров КС. С учетом данной возможности маршрутизатор сможет успешно адаптироваться к различным изменениям параметров КС.

Еще одним достоинством ННС как уже отмечалось, является их возможность к экстраполяции данных или к краткосрочному прогнозу. ННС на основе накопленных данных определяет аналитическую зависимость

(линейного или нелинейного вида) с помощью которой выполняет процедуры интерполяции и экстраполяции. Возможность спрогнозировать, к определенному моменту времени работы КС, ожидаемое значение задержки данных на определенном узле, позволит маршрутизатору с временным опережением выбрать оптимальный маршрут передачи информации.

Проведем компьютерный эксперимент по апробации данного предложения.

Предположим, маршрутизатор запоминает значение задержки между узлом 1 и 2 и сохраняет эти данные в своей памяти (рис.1). Например, в первый день в определенное время значение задержки составит 90, во второй день 40, в третий 30 и т.д.

1. Значения задержки, м/с

День	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Зна- чение	9	4	3	8	6	7	3	5	6
	0	0	0	5	5	0	5	0	0

Проведя процедуры реализации сети в пакете MatLab (Anfis) и выполнив обучение ННС, проведем проверку адекватности системы на основе проведения прогноза значения задержки на 9-й день работы КС по значениям предыдущих четырех дней.

Результат экстраполяции представлен формулой

$$\begin{aligned} >> \text{out} = \text{evalfis}([90\ 40\ 30\ 85], \text{fuzzy}) \\ \text{out} = 60.0000. \end{aligned} \quad (12)$$

Полное сходство полученного результата и значения из таблицы, таким образом, ННС маршрутизатора, на основе накопленных данных, может успешно прогнозировать краткосрочные параметры КС. Прогнозная информация будет рассчитываться на сервере системного администратора. Предполагается, что в процессе работы маршрутизаторы будут отсылать текущую информацию (таблицы маршрутизации и время задержек между узлами) на сервер. Данная возможность позволяет также адаптировать маршрутизатор к ожидаемым изменениям параметров КС и тем самым повысить его эффективность.

Заключение

Имитационная проверка созданной нейро-нечеткой сети показывает высокую степень ее адекватности при определении минимальных суммарных значений задержек между узлами, что даёт возможность применять данный подход при проектировании интеллектуальных маршрутизаторов способных к адаптации. Подход помогает решить задачу расчета минимальной задержки данных меж-

ду узлами в сети и соответственного расчет кратчайшего пути между узлами компьютерной сети со значительным быстродействием, по сравнению с традиционным подходом. Также интеллектуальный подход является наиболее применимым, так как нейро-нечеткие сети, благодаря наличию нечеткой базы знаний, учитывают мнение экспертов – администраторов, способны самообучаться и работать с нелинейными данными.

При прогнозировании ожидаемого значения задержки между узлами компьютерной сети на следующий день, можно заметить абсолютное сходство полученных результатов с исходными, что дает возможность интеллектуальному маршрутизатору или системному администратору, заранее планировать маршрут передачи данных, тем самым минимизируя значения задержек.

Использование данного подхода на практике позволит эффективно управлять потоками данных в условиях переменной нагрузки КС.

Список использованной литературы

1. Гольдштейн Б. С. Протоколы сети доступа / Б. С. Гольдштейн – М. : Радио и связь, 1999. – Том 2. – 313 с.
2. Князева Н. А. Теория проектирования компьютерных систем и сетей / Н. А. Князева – Одесса : СПД Бровкин О.В., 2012. – 239 с.
3. Леоненко А. В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и Fuzzy TECH [Текст] / А. В. Леоненко – СПб. : БХВ-Петербург, 2005. – 736 с.
4. Михайленко В.С. Синтез адаптивного нечеткого регулятора прогнозирующей нейро-нечеткой сетью / В.С. Михайленко, Р.Ю. Харченко // Вісник СумДУ. Серія «Технічні науки». Университетская книга. – 2012. – № 3. – С. 30 – 37.
5. Столлингс В. Современные компьютерные сети / В. Столлингс – СПб. : Питер, 2003. – 783 с.
6. Сырцев А. В. Нейронная и мультиагентная маршрутизация в телекоммуникационных сетях / А. В. Сырцев, А. В. Тимофеев // Теория и практическое применение, 2003. – 167 – 172 с.

7. Тимофеев А. В. Адаптивное управление и многоагентная обработка информационных потоков в интегрированных телекоммуникационных и компьютерных сетях / А. В. Тимофеев – Санкт-Петербург : Наука, 2006. – С. 62–70.

8. Тимофеев А. В. Методы высококачественного управления, интеллектуализации и функциональной диагностики автоматических систем / А. В. Тимофеев // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2003. – № 2. – С. 13 – 17.

9. Перепелкин Д. А. Методы и алгоритмы адаптивной маршрутизации в корпоративных вычислительных сетях. Режим доступа: <http://www.dissercat.com/content/metody-i-algoritmy-adaptivnoi-marshrutizatsii-v-korporativnykh-vychislitelnykh-setyakh>. (16.12.2009).

10. Комиссаров А. М. – Адаптивная маршрутизация в сетях передачи данных с учетом самоподобия трафика. Режим доступа: <http://sci-library.com/thesis/adaptivnaya-marshrutizatsiya-v-setyah-peredachi-dannyh-s-uchetom-samopodobiya-trafika> (2.12.2011).

11. Березка М. П. Методы и модели адаптивной маршрутизации в сетях ЭВМ: На примере сети ЭВМ «Экспресс-2». Режим доступа: <http://www.dissercat.com/content/metody-i-modeli-adaptivnoi-marshrutizatsii-v-setyakh-evm-na-primere-seti-evm-ekspress-2>. (2001).

12. D. Subramanian, P. Druschel, J. Chen “Ants and Reinforcement Learning: A Case Study in Routing in Dynamic Networks” *Department of Computer Science Rice University, Houston, Texas 77005*, – 838 p.

DOI: 10.1.1.52.2400. [20.04.2008]
URL: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.99.479&rep=rep1&type=pdf>

13. Floyd S., Jacobson V. (2002), Random Early Detection Gateways for Congestion Avoidance, *Lawrence Berkeley Laboratory, University of California*, p.p. 397 – 413
ISSN: 1063-6692

DOI: 10.1109/90.251892 [06.08.2002]
URL: <http://www.icir.org/floyd/papers/early.two.column.pdf>.

1. Goldshteyn B.S. Protokoly seti dostupa. [Protocol Access Network], (1999), Moscow, Russian Federation, *Radio and Communication*, Vol. 2, 313 p. (In Russian).

2. Knyazeva N.A. Teoriya proektirovaniya kompyuternykh sistem i setey [The theory of Design of Computer Networks], (2012), Odessa, Ukraine, *PE Brovkin O.V.*, 239 p. (In Ukrainian).

3. Leonenko A.V. Nechetkoe modelirovanie v srede MATLAB i fuzzyTECH [Fuzzy Modeling in Matlab Environment and FuzzyTech], (2005), Saint Petersburg, Russian Federation, *BHV-Petersburg*, 736 p. (In Russian)

4. Mikhaïlenko V.S., Harchenko R.Yu. Sintez adaptivnogo nechetkogo regulatora s prognoziruyschey neyro-nechetkoy setyu [Synthesis of Adaptive Fuzzy Controller with Predictive neuro-fuzzy Network], 2012, Sammy, Ukraine, *University Book*, pp. 30 – 37 (In Russian)

5. Stollings V. Sovremennyye kompyuternyye seti [Modern Computer Networks], 2003, Saint Petersburg, Russian Federation, *Piter*, 783 p. (In Russian).

6. Syrtsev A.V., Timofeev A.V. Neyronnaya i multiagentnaya marshrutizatsiya v telekommunikatsionnykh setyakh [Neural and Multi-agent Routing in Telecommunication Networks], (2003), Saint Petersburg, Russian Federation, *International Journal “Information Theories and Their Applications”* Vol. 10, No. 2, pp. 167 – 172. (In Russian).

7. Timofeev A.V. Adaptivnoe upravlenie i mnogoagentnaya obrabotka informatsionnykh potokov v integrirovannykh telekommunikatsionnykh i kompyuternykh setyakh [Adaptive Management and multi-agent Processing of Information flows in Integrated Telecommunication and Computer Networks], (2006), Saint Petersburg, Russian Federation, *Nauka*, pp. 62 – 70 (In Russian)

8. Timofeev A.V. Metody vyisokokachestvennogo upravleniya, intellektualizatsii i funktsionalnoy diagnostiki avtomaticheskikh sistem [Methods of high-quality Management, Intellectualization and Functional Diagnostic of Automatic Systems], (2003), Saint Petersburg,

Получено 18.10.2014

References

Russian Federation, *Mechatronics, Automation, Control*, No. 2. pp. 13 – 17 (In Russian).

9. Perepjolkin D.A. *Metody i algoritmyi v korporativnyih vychislitelnyih setyah* [Methods and Algorithms for Adaptive Routing in Enterprise], (2009), (In Russian). Available at: <http://www.dissercat.com/content/metody-i-algoritmy-adaptivnoi-marshrutizatsii-v-korporativnykh-vychislitelnykh-setyakh> (accessed 16.12.2009).

10. Komissarov A.M. *Adaptivnaya marshrutizatsiya v setyah peredachi dannyih s uchedom samopodobiya trafika*. [Adaptive Routing in data Networks with the Self-Similar Traffic], (2011), (In Russian). Available at: <http://sci-library.com/thesis/adaptivnaya-marshrutizatsiya-v-setyah-peredachi-dannyih-s-uchedom-samopodobiya-trafika>. (Accessed 2.12.2011).

11. Berezka M. P. *Metody i modeli adaptivnoy marshrutizatsii v setyah EVM :Na primere seti EVM "Ekspress-2"*. [Methods and Models of Adaptive Routing in Computer Networks, "Express-2"], (2001), (In Russian). Available at: <http://www.dissercat.com/content/metody-i-modeli-adaptivnoi-marshrutizatsii-v-setyakh-evm-na-primere-seti-evm-ekspress-2> (Accessed 2001).

12. Subramanian D., Druschel P., and Chen J., (2008), *Ants and Reinforcement Learning: A Case Study in Routing in Dynamic Networks*, *Department of Computer Science Rice University*, Houston, Texas 77005, 838 p. (In English) DOI: 10.1.1.52.2400. [20.04.2008].

URL:<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.99.479&rep=rep1&type=pdf>

13. Floyd S., and Jacobson V., (2002), *Random Early Detection Gateways for Congestion Avoidance*, *Lawrence Berkeley Laboratory, University of California*, p.p. 397 – 413 (In English), ISSN:1063-6692.

DOI: 10.1109/90.251892 [06.08.2002]

URL:<http://www.icir.org/floyd/papers/early.two.column.pdf>.



Солодовник
Михаил Сергеевич,
аспирант, каф. информа-
ционных систем и сетей
Одесской нац. академии
пищевых технологий.
Тел.: +380631282877
E-mail:
respect_all@ukr.net



Асланов
Алексей Михайлович,
ассистент, каф. информа-
ционных технологий и
ин-та холода криотехно-
логий и экоэнергетики
им. проф. Мартыновского
Одесской нац. академии
пищевых технологий.
Тел.: +380939543202.
E-mail:
aslanovs@gmail.com