

УДК 004.715

М.А. Павленко¹, В.Н. Руденко², П.Г. Бердник³¹Национальный технический университет, г. Харьков²Славянский технический университет, г. Славянск³Национальный технический университет, г. Харьков

ИССЛЕДОВАНИЕ ПРОЦЕССА МАРШРУТИЗАЦИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

В статье проводится анализ возможности использования нейронных сетей для решения задачи маршрутизации в телекоммуникационных сетях. Проведено исследование качества решения задачи маршрутизации с использованием таких нейронных сетей, как многослойный перцептрон, сети RBF и сети Хопфилда.

Ключевые слова: маршрутизация, нейронная сеть, перцептрон.

Постановка проблемы

Развитие телекоммуникационных систем в настоящее время связано с широким внедрением новых технологических решений в их построение и использование. В современном мире развитие телекоммуникационных систем (ТКС) направлено на создание единой интегральной мультисервисной широкополосной сети связи, которая будет способна обеспечить возрастающие потребности пользователей к качеству обслуживания и количеству используемых сервисов. Решение данной задачи может быть осуществлено с помощью использования единой интегральной мультисервисной широкополосной сети связи. Переход к новым технологическим основам построения ТКС потребует решения множества задач управления в таких системах, в частности задач управления маршрутизацией.

Для решения большинства задач обеспечения потребителей требуемой информацией с требуемым качеством необходима транспортировка разнородной информации от различных узлов сети к потребителям с заданными показателями качества обслуживания и заданными временными задержками [1]. Поэтому одной из задач, решение которой позволяет обеспечить заданные показатели качества, является задача отыскания оптимального маршрута транспортировки данных от одного узла сети к другому. От решения этой задачи во многом зависит скорость передачи данных и, в конечном итоге, обеспечение требуемого качества обслуживания. В основе функционирования программного обеспечения средств маршрутизации лежат различные алгоритмы маршрутизации [2, 3]. Существует множество алгоритмов, которые различаются по скорости работы, оптимальности

получаемых маршрутов, адаптивности к изменяющимся условиям в сети и т.д. [4, 5].

Алгоритмы маршрутизации определяют оптимальный маршрут от одного узла сети к другому по какому-либо показателю (метрике) или их комбинаций. Примерами метрик могут быть пропускная способность, время прохождения пакета от источника к получателю, число промежуточных узлов и другие [4]. Ряд используемых методов маршрутизации [6] динамически переопределяют направления передачи информации в зависимости от занятости очередного узла маршрута. Задача маршрутизации относится к классу комбинаторных задач, при условии поиска маршрута с использованием одной метрики. Для обеспечения заданного уровня качества обслуживания возникают задачи прокладки маршрутов, зависящие от двух и более метрик, в таком случае задача поиска маршрута переходит в класс NP полных задач и может быть решена лишь методом полного перебора [3, 7]. Использование подобных подходов к решению задачи маршрутизации сталкивается с определенными вычислительными ограничениями при условии использования в аппаратуре маршрутизации [6, 8]. В первую очередь это связано с временными ограничениями решения данных задач.

Реализованные в аппаратуре маршрутизации алгоритмы решают задачи маршрутизации через определенные таймерами промежутки времени от 0 до 30 с [9]. Однако при изменениях топологии сети или характеристик каналов передачи данных расчет новых маршрутов не всегда реализуется в заданные интервалы обновления маршрутных таблиц [3, 5, 6]. Это, в свою очередь, приводит к значительным задержкам в передаче информации, снижении качества передачи данных и потере данных [3, 5, 6].

Таким образом, необходимо проводить дополнительные исследования, связанные с поиском альтернативных методов решения задач маршрутизации, которые позволят решать данные задачи в реальном масштабе времени без снижения качества их решения. Одним из подходов к решению задачи маршрутизации является использование аппарата искусственных нейронных сетей [7, 8]. Использование искусственных нейронных сетей позволяет решать оптимизационные задачи комбинаторной сложности. Так, в работах [8] показано, что данный подход позволяет находить решение задачи коммивояжера и поиска кратчайшего пути на графе. При этом данные методы гарантируют нахождение маршрута, близкого к оптимальному. Как показывают исследования [10, 11], использование нейронных сетей позволяет находить маршруты даже для сетей с большим (>100) количеством узлов, характеризующейся динамичным изменением топологии и характеристик каналов передачи информации.

В работе предлагается исследовать возможность использования искусственных нейронных сетей для решения задачи маршрутизации. В качестве объектов анализа рассмотрим следующие нейронные сети: многослойный персептрон, сеть RBF и сеть Хопфилда.

Анализ последних исследований и публикаций

Для решения задачи маршрутизации в настоящее время используются многочисленные методы поиска кратчайшего пути на графе [2–7], которые учитывают различные особенности решения данной задачи. Однако для решения задач маршрутизации предлагаются и другие подходы [12]. Так, предлагается рассматривать задачу маршрутизации как задачу оптимизации, а именно поиска кратчайшего пути на графе. В работе [10] предложено использование искусственных нейронных сетей.

На сегодняшний день разработано несколько десятков моделей искусственных нейронных сетей [7, 12]. Однако не для всех моделей искусственных нейронных сетей проведена оценка возможности использования для решения задач маршрутизации. Проведем анализ возможности использования искусственных нейронных сетей (ИНС) для решения задачи маршрутизации в ТКС.

Цель статьи

Целью статьи является исследование возможностей искусственных нейронных сетей для решения задачи маршрутизации в телекоммуникационных сетях.

Изложение основного материала

Для проведения исследования возможности использования ИНС для решения задачи маршрутизации была использована следующая структура ТКС, представленная на рис. 1.

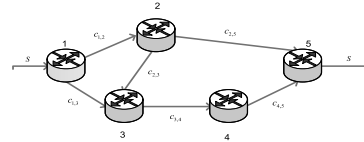


Рис. 1. Структура исследуемой сети передачи данных

Вершины данной сети (рис. 1) представляют собой узлы ТКС, а связи между вершинами – каналы передачи данных между узлами.

Тогда характеристики каналов передачи данных для данной сети можно задать следующим образом: $C = \langle c_{i,j} \rangle$, где $c_{i,j}$ – пропускная способность канала связи (КС) между i -м и j -м узлами сети.

При подготовке исходных данных для обучения ИНС необходимо было подготовить обучающую выборку, которая должна содержать значения текущих характеристик КС $c_{i,j}$, а также маршрут с максимальной пропускной способностью.

Формально задача нахождения маршрута с максимальной пропускной способностью может быть сформулирована следующей системой уравнений:

$$\begin{cases} x_{1,2} + x_{1,3} = S; \\ -x_{1,2} + x_{2,3} + x_{2,5} = 0; \\ -x_{1,3} - x_{2,3} + x_{3,4} = 0; \\ -x_{3,4} + x_{4,5} = 0; \\ -x_{2,5} - x_{4,5} = -S. \end{cases} \quad (1)$$

где S – средняя интенсивность передаваемого трафика в ТКС;

$x_{i,j}$ – доля трафика, проходящая по каналу из вершины i в вершину j .

При этом должно выполняться условие сохранения потока в сети. Общий поток в сети не может превысить пропускную способность КС:

$$x_{i,j} \leq c_{i,j} \quad i, j = \overline{1, n}, i \neq j. \quad (2)$$

Для реализации однопутевой маршрутизации на значения $x_{i,j}$ накладываются следующие

ограничения $x_{i,j} \in \{0,1\}$ ($i,j = \overline{1,m}; i \neq j$), т.е. переменные $x_{i,j}$ могут принимать только два значения:

1, если трафик протекает по каналу (i,j) ; 0, в противном случае.

Таблица

Принципы построения обучающих примеров

Входные значения c_{ij}	Выходные значения y_j	Вх. зн. c_{ij}	Вых. зн. y_j		Вх. зн. c_{ij}	Вых. зн. y_j
Пример 1		Пример 2			Пример 1000	
$c_{1,2}=50$	$y_1(x_{1,2})=1$	30	1	...	20	0
$c_{1,3}=10$	$y_2(x_{1,3})=0$	40	0	...	10	1
$c_{2,3}=30$	$y_3(x_{2,3})=0$	80	0	...	60	0
$c_{3,4}=10$	$y_4(x_{3,4})=0$	90	0	...	20	1
$c_{2,5}=30$	$y_5(x_{2,5})=1$	70	1	...	80	0
$c_{4,5}=30$	$y_6(x_{4,5})=0$	20	0	...	40	1

В рассматриваемом случае решение задачи однопутевой маршрутизации сводится к решению оптимизационной задачи поиска пути с наибольшей пропускной способностью в сети, которая описывает ТКС (рис. 1). При наложенных ограничениях на значения $x_{i,j}$ задача поиска кратчайшего пути в сети формализуется как задача булевого программирования, для решения которой используется инструментарий «Optimization Toolbox» пакета MatLab 7.0, представленный подпрограммой «bintprog» [13].

В соответствии с ограничениями? наложенными на $x_{i,j}$, в ходе решения задачи булевого программирования необходимо минимизировать целевую функцию, представленную линейной формой

$$\min_x f^t x.$$

Для создания обучающей выборки случайным образом были заданы значения пропускной, при этом $f_{i,j} = \frac{10^7}{c_{i,j}}$. Способности $c_{i,j}$ при этом значения $c_{i,j}$ выбирались из ограниченного множества, например,

$c_{i,j} \in \langle 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 \rangle$. Таким образом, было сформировано 1000 обучающих примеров. После этого для каждого примера с использованием функции «bintprog» был найден маршрут с максимальной пропускной способностью. На основании полученных данных была сформирована обучающая выборка (табл.) состоящая из значений входа ИНС $c_{i,j}$ и значений

отклика ИНС на входное воздействие y_i . При этом y_i принимает значение $y_i \in \{0,1\}$, что соответствует использованию или неиспользованию КС в формировании маршрута.

Сформированная обучающая выборка позволила перейти к формированию и исследованию ИНС.

Для анализа возможности использования ИНС для решения задачи маршрутизации была рассмотрена сеть прямого распространения (многослойный персептрон) как наиболее изученный вид ИНС. Использование двухслойной ИНС обусловлено тем, что данная сеть имеет высокую емкость «памяти» для запоминания образов в своей структуре, высокую скорость работы, высокие возможности обобщения при минимальном количестве обучающих примеров и приемлемое время обучения.

Структура многослойного персептрона представлена на рис. 2.

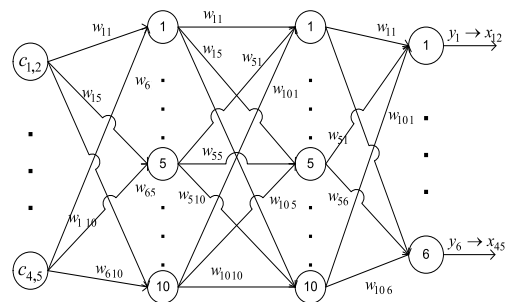


Рис. 2. Структура использованной нейронной сети

Структура данной ИНС имеет входной слой, два скрытых слоя и один выходной слой. Опишем данную ИНС:

– количество входов нейронной сети определяется количеством каналов связи в ТКС, в нашем случае это 6. Входной информацией для решения задачи маршрутизации являются данные, характеризующие каналы передачи данных. Таким образом, входным переменным присваиваются значения, характеризующие каналы передачи данных $c_{i,j}$. Данные с этих входов передаются на первый скрытый слой по связям $w_{k,l}$, где k – номер

нейрона входного слоя, а l – номер нейрона 1 скрытого слоя;

– первый скрытый слой из 10 нейронов (количество слоев в ИНС и нейронов в слое получено исходя из количества обучающих примеров [14]) с сигмоидальной функцией активации. Данные с этого слоя передаются на второй скрытый слой по связям $w_{k,l}$, где k – номер нейрона 1 скрытого слоя, а l – номер нейрона 2 скрытого слоя;

– второй скрытый слой из 10 нейронов с сигмоидальной функцией активации. Данные с этого слоя передаются на выходной слой по связям

$$w_{k,l};$$

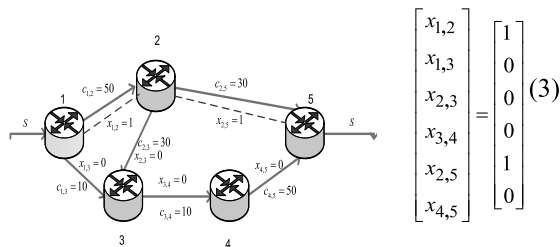
– выходной слой из 6 нейронов с линейной функцией активации. Количество нейронов в выходном слое определяется количеством связей в рассматриваемой сети (рис. 1). Значения выходных нейронов имеют бинарный вид ($y_j = 0$ или $y_j = 1$).

Если $y_1 = 0$, то это означает, что канал $x_{1,2}$ не входит в маршрут, если же $y_1 = 1$, то $x_{1,2}$ входит в маршрут (рис. 2).

В результате исследования модели представленной на рис. 1, было установлено, что используемая конфигурация сети позволяет реализовать 3 возможных маршрута, в зависимости от того, какие значения присваивались каналам передачи данных:

1. Маршрут, проходящий через два КС:

Например, для первого примера из таблицы



Данный маршрут включает КС $x_{1,2}$ и $x_{2,5}$, проходит через узлы 1-2-5 и является маршрутом с максимальной пропускной способностью.

2. Маршрут, проходящий через три КС:

$$\begin{bmatrix} x_{1,2} \\ x_{1,3} \\ x_{2,3} \\ x_{3,4} \\ x_{2,5} \\ x_{4,5} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

Данный маршрут включает вершины 1-3-4-5.

3. Маршрут, проходящий через четыре КС:

$$\begin{bmatrix} x_{1,2} \\ x_{1,3} \\ x_{2,3} \\ x_{3,4} \\ x_{2,5} \\ x_{4,5} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

Данный маршрут включает вершины 1-2-3-4-5.

Следует отметить, что для проведения исследований сформированная обучающая выборка должна отвечать следующим требованиям:

1. В обучающей выборке должны быть представлены все типы маршрутов в одинаковых пропорциях, иначе сеть будет обучена принимать одинаковые решения при различных исходных данных, т.е. стремиться к тому варианту, который представлен большим числом обучающих примеров.

2. Все обучающие примеры формируются случайным образом.

3. Количество обучающих примеров для каждого из возможных маршрутов в ТКС (4), (5), (6) должно быть одинаково, иначе не гарантируется правильная работа обученной ИНС.

Обучения сети проводилось на протяжении 10000 эпох. Одна эпоха подразумевает однократное представление всех обучающих примеров на вход ИНС и корректировку весов связей сети в зависимости от значений выходов.

После формирования обучающих примеров проводилась серия экспериментов, в результате которых исследовались следующие характеристики процесса обучения и оценки процесса решения задачи маршрутизации ТКС с использованием ИНС:

1. Зависимость качества обучения ИНС от количества эпох обучения.

2. Зависимость качества обучения от количества обучающих примеров и количества эпох обучения. В различных опытах задействовалось различное количество примеров обучения, что значительно сказывалось на результатах работы обученной ИНС.

3. Оценивалась статистическая вероятность нахождения маршрута, соответствующего (4), (5) или (6) P_{np} в ТКС в зависимости от количества обучающих примеров и эпох обучения. Вероятность оценивалась следующим образом:

$$P_{np} = \frac{N_{np}}{N}, \quad (6)$$

где N_{np} – количество маршрутов, найденных ИНС и соответствующих (3), (4) или (5) на тестовом

множестве; N – общее количество тестовых примеров. Для всех тестовых задач $N = 1000$.

4. Оценивалась статистическая вероятность получения неоптимальных решений. Под неоптимальными решениями понимаются такие решения, которые не совпадают с решениями (3), (4) или (5), но являются возможными на данной структуре ТКС. Например, ИНС на тестовом примере нашла решение (4), а оптимальное для него (5), в этом случае будем считать, что найдено неоптимальное решение. Эта вероятность оценивалась следующим образом:

$$P_{\text{ноп}} = \frac{N_{\text{ноп}}}{N}, \quad (7)$$

где $N_{\text{ноп}}$ – количество неоптимальных решений.

5. Время обучения ИНС в зависимости от количества примеров обучения и эпох обучения.

6. Затраты времени на расчет маршрута в ТКС с использованием ИНС.

В результате проведенного эксперимента получены следующие зависимости вероятности правильного решения задачи маршрутизации в ТКС с использованием ИНС прямого распространения (рис. 3).

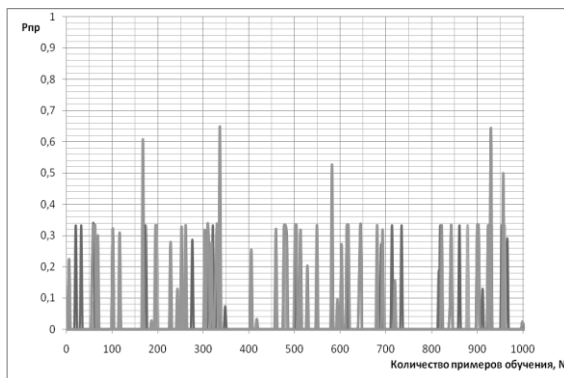


Рис. 3. Зависимость вероятности правильного решения задачи маршрутизации в ТКС с использованием ИНС прямого распространения от количества примеров обучения и эпох обучения

Данные результаты моделирования работы ИНС прямого распространения показали вероятность правильного решения задачи маршрутизации, в среднем равную $P_{\text{пр}} = 0,34$. При этом основными причинами такой работы, рассмотренной ИНС по решению задачи маршрутизации в ТКС, можно считать следующие:

1. Сложность формирования обучающей выборки и неопределенность в необходимом количестве обучающих примеров.

2. Данная структура ИНС предназначена для решения задач управления и распознавания и не дает достаточного качества решения задач маршрутизации. Использование подобной ИНС возможно при доработке и изменении ее структуры, что требует проведения ряда дополнительных исследований.

На следующем этапе проводился анализ применимости для решения задачи маршрутизации ИНС Хопфилда [7, 8, 10, 14]. Моделирование и исследование данной ИНС при решении рассматриваемой задачи дало лучший результат $P_{\text{пр}} = 0,83$, нежели полученный для ИНС с архитектурой многослойного персептрона (рис. 4).

Следующим классом рассмотренных ИНС были сети RBF (сеть радиальных базисных функций) [7].

При обучении ИНС типа RBF удалось добиться того, что сеть запомнила все обучающие примеры, однако результаты тестирования показали худший результат работы ИНС по сравнению с сетями прямого распространения и сетью Хопфилда (рис. 5). Сеть показала низкую устойчивость при изменении характеристик каналов передачи данных и не обеспечила постоянность качества решения данной задачи.

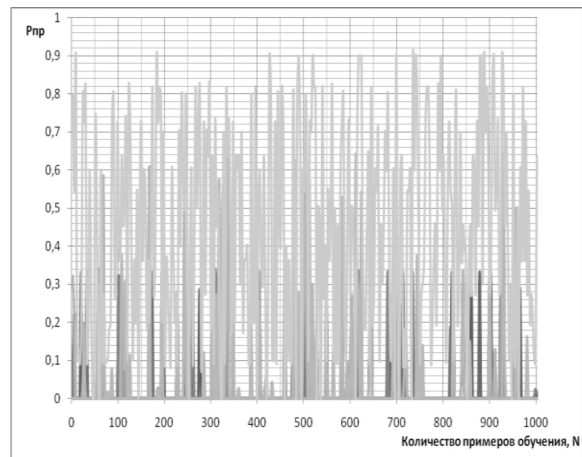


Рис. 4. Зависимость вероятности правильного решения задачи маршрутизации в ТКС с использованием ИНС Хопфилда от количества примеров обучения и эпох обучения

Данная ИНС оказалась не способна обобщить результаты обучения и провести распознавание на данных, немного отличающихся от обучающих примеров. Таким образом, ИНС типа RBF не может быть использована для решения задач маршрутизации, так как не способна работать в условиях динамического изменения характеристик ТКС.

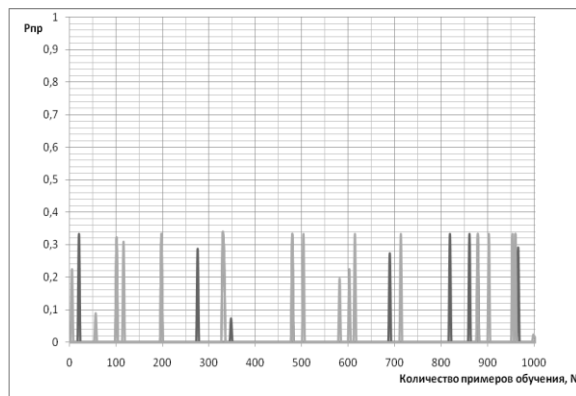


Рис. 5. Зависимость вероятности правильного решения задачи маршрутизации в ТКС с использованием ИНС Хопфилда от количества примеров обучения и эпох обучения

Следующим этапом исследования было возможность решения задачи маршрутизации как задачи распознавания.

Данная задача может быть сформулирована следующим образом. Пусть существует и определено множество возможных однопутевых маршрутов на сети, представленной на рис. 1. Тогда решением задачи распознавания будет выбор варианта маршрута 3, 4, 5 на основании информации о состоянии каналов передачи информации

$$C = \langle c_{i,j} \rangle.$$

Тогда на основе обучающих примеров ИНС таблицы происходит обучение на выбор одного из маршрутов 3, 4, 5. Для исследования возможности решения задачи распознавания с использованием ИНС, которые были рассмотрены выше.

В результате проведенных исследований были получены следующие результаты.

Правильность решения задачи распознавания с использованием сети прямого распространения и сети Хопфилда не превышала значения $P_{пр} = 0,3$, а при использовании сети RBF $P_{пр} = 0,01$. Можно сделать вывод, что решение задачи маршрутизации не может быть реализовано в виде решения задачи распознавания.

Выводы

В результате проведенных исследований о возможности использования ИНС с конфигурациями многослойный перцептрон, сеть Хопфилда и RBF-сеть для решения задачи маршрутизации в ТКС было установлено:

Сети прямого распространения и сети Хопфилда могут быть использованы для решения задачи маршрутизации в ТКС. Рассмотренные ИНС способны решать задачу маршрутизации в реальном масштабе времени с заданной точностью. ИНС прямого распространения и особенно сети Хопфилда обладают высокой степенью устойчивости работы в отличии от сети RBF, что

показано на рис. 3, 4, 5. ИНС способны работать в условиях динамического изменения топологии сети и характеристик каналов передачи данных в ТКС.

Использование данных ИНС требует доработок их топологий и использования модифицированных процедур обучения, направленных на решения оптимизационных задач.

Необходимы дополнительные исследования по уточнению топологии связей в ИНС и их влияния на процесс обучения и качество решения задачи маршрутизации (учет реальных связей в ТКС).

Необходимо дополнительно исследовать типы используемых передаточных функций нейронов ИНС, а также виды оптимизационных функций (функций ошибки) ИНС, которые влияют на качество решения задачи маршрутизации.

Таким образом, одним из дальнейших направлений исследований следует считать определение требований к структуре ИНС, типа передаточных функций и функций ошибки ИНС, которые обеспечили бы удовлетворительное качество решения задачи маршрутизации в ТКС. Наиболее перспективным объектом для дальнейшего исследования представляется ИНС Хопфилда.

Список литературы

1. Качество обслуживания в сетях IP. – М.: Вильямс, 2003. – 368 с.
2. Остерлох Х. Маршрутизация в IP-сетях. Принципы, протоколы, настройка / Х. Остерлох. – СПб.: BHV-С.Пб., 2002. – 512 с.
3. Бертсекас Д., Галлагер Р. Сети передачи данных / Д. Бертсекас, Р. Галлагер. [Пер. с англ.]. – М.: Мир, 1989. – 264 с.
4. Гольдштейн Б.С., Соколов Н.А., Яновский Г.Г. Сети связи / Б.С. Гольдштейн, Н.А. Соколов, Г.Г. Яновский. – Санкт-Петербург: БХВ-Петербург, 2010. – 400 с.
5. Берлин А.Н. Коммутация в системах и сетях связи / А.Н. Берлин. – М.: Эко-Трендз, 2006. – 344 с.
6. Хелеби С., Мак-Ферсон Д. Принципы маршрутизации в Internet/ С. Хелеби, Д. Мак-Ферсон. – 2-е издание. – М.: Вильямс, 2001. – 402 с.
7. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс/ С. Хайкин. – Издание 2: [Пер. с англ.] – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
8. Hopfield J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities// Proceedings of National Academy of Sciences. – 1982. – Vol. 79. – № 8. – P. 2554–2558.
9. Руденко И. Маршрутизаторы CISCO для IP-сетей/ И. Руденко. – М.: КУДИС-ОБРАЗ, 2003. – 656 с.
10. Kojić N. S., Zajeganović-Ivančić M.B., Reljin I.S., Reljin B.D. New algorithm for packet routing in mobile ad-hoc networks //Journal of Automatic Control. – 2010. – Vol. 20. – № 1. – P. 9-16.
11. Schuler W.H., Bastos-Filho C.J.A., Oliveira A.L.I. A novel hybrid training method for hopfield neural networks applied to routing in communications networks //

International Journal of Hybrid Intelligent Systems. – 2009. – Vol. 6. – № 1. – P. 27-39.

12. Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. *Нейросетевые системы управления* / В.А. Терехов, Д.В. Ефимов, И.Ю. Тюкин. – 1-е изд. – Высшая школа, 2002. – С. 184.

13. Цисарь И.Ф., Нейман В.Г. *Компьютерное моделирование экономики* / И.Ф. Цисарь, В.Г. Нейман. – М.: Диалог-МИФИ, 2008. – 384 с.

14. Круглов В.В., Борисов В.В. *Искусственные нейронные сети. Теория и практика* / В.В. Круглов, В.В. Борисов. – 1-е. – М.: Горячая линия - Телеком, 2001. – С. 382.

Рецензент: Б.Н. Судаков, к.т.н., проф., Национальный технический университет «Харьковский политехнический университет».

ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОЦЕСУ МАРШРУТИЗАЦІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

М.А. Павленко, В.М. Руденко, П.Г. Бердник

У статті проводиться аналіз можливості використання нейронних мереж для рішення задачі маршрутизації в телекомунікаційних мережах. Проведено дослідження якості рішення задачі маршрутизації з використанням таких нейронних мереж, як багатопшаровий перцептрон, мережі RBF та мережі Хопфілда.

Ключові слова: маршрутизація, нейронна мережа, перцептрон.

ANALYSIS OF THE ROUTING PROCESS USING NEURAL NETWORK

M. Pavlenko, V. Rudenko, P. Berdnik

The article analyzes possibility of using neural networks for solving the routing problem in telecommunication networks. Study of quality of the solution of routing using neural networks such as multilayer perceptron, RBF network and Hopfield network has been carried out.

Keywords: routing, neural network, perceptron.

УДК 621.762.8(088.8)

М.П. Пелех

Академія сухопутних військ імені гетьмана Петра Сагайдачного, Львів

ВПЛИВ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПАРАМЕТРІВ ВИСОКОТЕМПЕРАТУРНОГО ОКИСЛЕННЯ НА ПІДВИЩЕННЯ ЕКСПЛУАТАЦІЙНОЇ СТІЙКОСТІ ТВЕРДОСПЛАВНИХ МАТЕРІАЛІВ І ВИРОБІВ

Досліджується вплив окислення твердосплавних виробів при температурах в межах 973 - 1273 К на структурний і фазовий склад. Отримані результати дали змогу розробити технологічний процес, що забезпечує підвищення експлуатаційної стійкості твердосплавних елементів бурового інструменту і машин хімічної промисловості, а також елементів військового озброєння.

Ключові слова: твердий сплав, структурний і поверхневий склад, температура.

Тверді сплави забезпечують високу працездатність за різних умов експлуатації. Однак їх висока твердість та схильність до крихкого руйнування стає причиною розтріскування. Міцність, тріщиностійкість і стійкість проти зношування твердих сплавів вольфрамокобальтової групи (WC-Co) залежать від хімічного складу, структури, способу отримання порошків кобальту і карбіду вольфраму та технологічних режимів виготовлення виробів.

Згідно із стандартом вольфрамокобальтові тверді сплави складаються з двох фаз: карбіду вольфраму і зв'язуючої кобальтової фази. Дослідженнями особливостей процесу руйнування твердих сплавів було встановлено [1], що структура та фазовий склад зв'язуючої складової має основне значення в забезпеченні високих границь пружності і текучості.

В процесі високотемпературного окислення на поверхні оброблених виробів із твердих