

УДК 621.391

АНАЛИЗ ВОЗМОЖНОСТЕЙ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ОДНОПУТЕВОЙ МАРШРУТИЗАЦИИ В ТКС



[М.А. ПАВЛЕНКО](#)

Харьковский университет
Воздушных Сил им. Ивана Кожедуба

Проведено порівняльний аналіз можливостей використання таких штучних нейронних мереж, як багатосаровий перцептрон, мережі RBF та Хопфілда для розв'язання задач маршрутизації в телекомунікаційних мережах.

A comparative analysis of the possibilities of using artificial neural networks such as multilayer perceptron, RBF network and the Hopfield network to solve the routing problem in telecommunication networks.

Проведен сравнительный анализ возможностей использования таких искусственных нейронных сетей, как многослойный перцептрон, сети RBF и сети Хопфилда для решения задачи маршрутизации в телекоммуникационных сетях.

Введение

Решение задач по обеспечению заданного уровня качества обслуживания (Quality of Service, QoS) в современных телекоммуникационных системах (ТКС) неразрывно связано с совершенствованием средств управления трафиком, среди которых важное место занимают протоколы маршрутизации [1, 2]. Именно от характеристик полученного с их помощью маршрута напрямую зависят скорость передачи, средняя задержка, джиттер и уровень потерь пакетов, передаваемых в ТКС. В свою очередь, эффективность самого маршрутизирующего протокола во многом определяется типом положенного в его основу алгоритма (метода) маршрутизации [2, 3], на который, в частности, и возлагаются функции расчета оптимального в рамках выбранной метрики маршрута из всего множества доступных путей.

Одним из основных требований, которые традиционно выдвигаются к алгоритмам маршрутизации, является их устойчивость и быстрая сходимость к оптимальному решению, что продиктовано необходимостью их протокольной реализации в реальном масштабе времени [4, 5] в условиях изменяющихся характеристик трафика, топологии и загрузки ТКС. Как правило, подобный масштаб времени определяется величиной управляющего таймера, который для различных протоколов маршрутизации может колебаться от 30 с (для протокола RIP) до 90 с (для протокола IGRP) [2].

Алгоритмы поиска кратчайшего пути на графе, например, алгоритмы Беллмана-Форда и Дийкстры, которые в настоящее время широко используются в современных протоколах маршрутизации, обладая невысокой вычислительной сложностью, не обеспечивают приемлемого уровня решений в условиях поддержки одновременно нескольких метрик, что продиктовано, например, необходимостью обеспечения качества обслуживания мультимедийного трафика одновременно по не-

скольким показателям QoS. На смену алгоритмам поиска кратчайшего пути на графе могут прийти потоковые модели маршрутизации, представленные алгебраическими или дифференциальными уравнениями состояния [5, 6]. Однако их использование с точки зрения вычислительной реализации может существенно увеличить инерционность решения маршрутных задач. В этой связи *актуальной представляется задача*, связанная с поиском результативных алгоритмических и вычислительных решений, способных повысить оперативность решения маршрутных задач, основываясь на потоковых моделях.

Одним из подходов к решению задач маршрутизации является использование аппарата искусственных нейронных сетей (ИНС) [7-10], что в ряде случаев позволяет решать оптимизационные задачи комбинаторной сложности. Так, в работе [8] показано, что с помощью ИНС можно обеспечить нахождение близкого к оптимальному решения задач коммивояжера и поиска кратчайшего пути на графе. Использование нейронных сетей позволяет находить маршруты даже для ТКС с большим (>100) числом узлов, высокой динамикой изменением ее топологии и характеристик каналов связи. В этой связи *целью данной работы* является исследование возможности использования искусственных нейронных сетей для решения задач маршрутизации в рамках потоковых моделей. На сегодняшний день разработано несколько десятков моделей искусственных нейронных сетей [7-12]. Однако не для всех ИНС проведена оценка возможности их использования для решения задач маршрутизации. В рамках данной работы в качестве объектов анализа будут рассмотрены следующие нейронные сети: многослойный персептрон, сеть RBF и сеть Хопфилда.

I. Представление телекоммуникационной сети в виде ИНС

Возможности применения аппарата ИНС для моделирования и решения задач маршрутизации в ТКС продемонстрируем на сетевой структуре, представленной на рис. 1. Вершины данной сети представляют собой узлы (маршрутизаторы) ТКС, а дуги между вершинами – каналы связи между узлами. Характеристики каналов связи для данной сети зададим вектором $C = [c_{i,j}]$, где $c_{i,j}$ – пропускная способность (ПС) канала связи (КС) между i -м и j -м узлами сети.

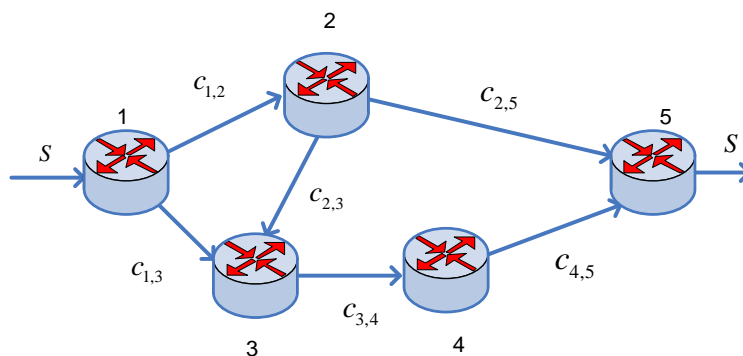


Рис. 1. Структура исследуемой ТКС

Формирование обучающей выборки для ИНС осуществлялось на основе формализации и решения задачи потоковой оптимизации, связанной с расчетом искомым маршрутов для ТКС с различной топологией и ПС каналов связи. Ограничениями, представленными в форме равенств, выступали условия сохранения потока в каждом узле сети, которые для структуры ТКС, представленной на рис. 1, имели вид

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

где $x_{i,j}$ – интенсивность трафика, передаваемого в КС между i -й и j -й вершинами; S – средняя интенсивность передаваемого трафика между узлами 1 и 5 в ТКС.

В структуре оптимизационной задачи в обязательном порядке присутствовали ограничения-неравенства – условия отсутствия перенрузки каналов связи ТКС:

$$x_{i,j} \leq c_{i,j}. \quad (2)$$

Например, для реализации однопутевой маршрутизации на значения $x_{i,j}$ накладываются дополнительные ограничения

$$x_{i,j} \in \{0,1\}, \quad (3)$$

т.е. переменная $x_{i,j}$ принимает значение 1, если трафик протекает по каналу (i, j) ; и 0 в противном случае.

В качестве критерия оптимальности выступало выражение

$$\min_x f^t x, \quad (4)$$

при этом элементы вектора весовых коэффициентов (метрик КС) выбирались как $f_{i,j} = \frac{10^7}{c_{i,j}}$, что гарантировало поиск пути с максимальной пропускной способностью.

Таким образом, в рассматриваемом случае решение задачи однопутевой маршрутизации сводилось к решению оптимизационной задачи (1)-(4). Эта задача относится к классу задач булевого программирования, для решения которой использовался инструментарий «Optimization Toolbox» пакета MatLab 7.0, представленный подпрограммой «bintprog».

Непосредственное формирование обучающей выборки осуществлялось при фиксированной структуре ТКС с генерацией случайным образом значений пропускной способности $c_{i,j}$ ее КС, при этом эти значения $c_{i,j}$ выбирались из ограниченного множества, например, $c_{i,j} \in \{10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90\}$. Таким образом, было сформировано 1000 обучающих примеров, в рамках которых была сформирована

обучающая выборка (табл. 1) состоящая из значений входа ИНС $c_{i,j}$ и значений отклика ИНС на входное воздействие y_i . При этом y_i принимало значение $y_i \in \{0,1\}$, что соответствует использованию или не использованию соответствующего КС в формировании искомого маршрута.

Таблица 1. Пример построения обучающих примеров

Входные значения	Выходные значения	Входные значения	Выходные значения	...	Входные значения	Выходные значения
$c_{i,j}$	y_i	$c_{i,j}$	y_i		$c_{i,j}$	y_i
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

Сформированная обучающая выборка позволила перейти к формированию и исследованию ИНС. Для анализа возможности использования ИНС при решении задачи маршрутизации была рассмотрена сеть прямого распространения (много-слойный персептрон), как наиболее изученный вид ИНС. Использование двухслойной ИНС обусловлено тем, что данная сеть имеет большую емкость «памяти» для запоминания образов в своей структуре, высокую скорость работы, широкие возможности обобщения при минимальном количестве обучающих примеров и приемлемое время обучения.

Структура многослойного персептрона представлена на рис. 2.

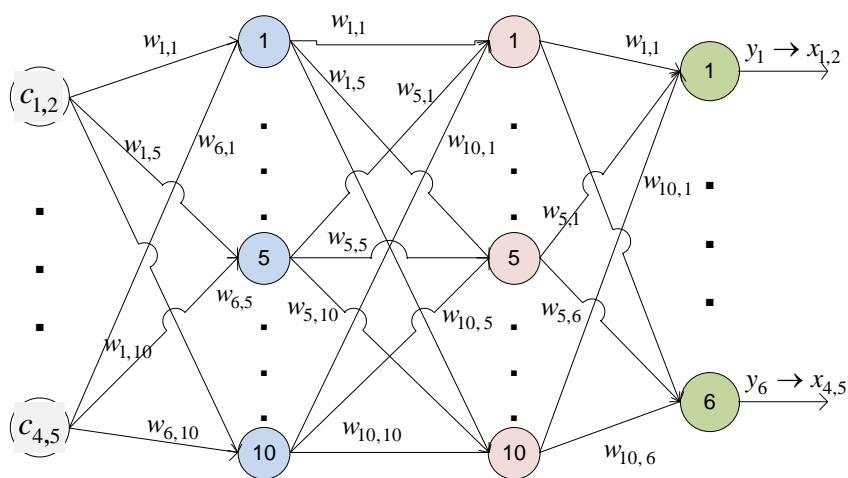


Рис. 2. Структура использованной нейронной сети

Структура ИНС (рис. 2) имеет входной слой, два скрытых слоя и один выходной слой. Передача данных между слоями осуществлялась с помощью взвешенных связей $w_{k,l}$, где k – номер нейрона предшествующего слоя, а l – номер нейрона последующего слоя. Опишем данную ИНС:

– количество входов нейронной сети определяется количеством каналов связи в ТКС, для анализируемой структуры сети (рис. 1) их 6. Входным переменным присваиваются значения, характеризующие ПС КС $c_{i,j}$. Данные с этих входов передаются на первый скрытый слой;

– первый скрытый слой состоял 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;

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

– выходной слой состоял из 6 нейронов с линейной функцией активации. Количество нейронов в выходном слое определялось также количеством КС в рассматриваемой ТКС (рис. 1). Значения выходных нейронов имеют бинарный вид ($y_j = 0$ или $y_j = 1$). Например, если $y_1 = 0$, то это означает, что канал $x_{1,2}$ не входит в искомым маршрут, если же $y_1 = 1$, то $x_{1,2}$ входит в этот маршрут (рис. 2).

В результате исследования модели (1)-(4) применительно к структуре ТКС (рис. 1) было установлено, что между первым и пятым узлами можно использовать три маршрута в зависимости от того, какие значения ПС присваивались КС. Например, для варианта выбора ПС КС, представленного на рис 3, искомым вектор принимал значения

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

т.е. рассчитанный маршрут проходил через узлы 1-2-5 и включал в себя два КС, обеспечивая максимально возможную пропускную способность ТКС при однопутевой маршрутизации.

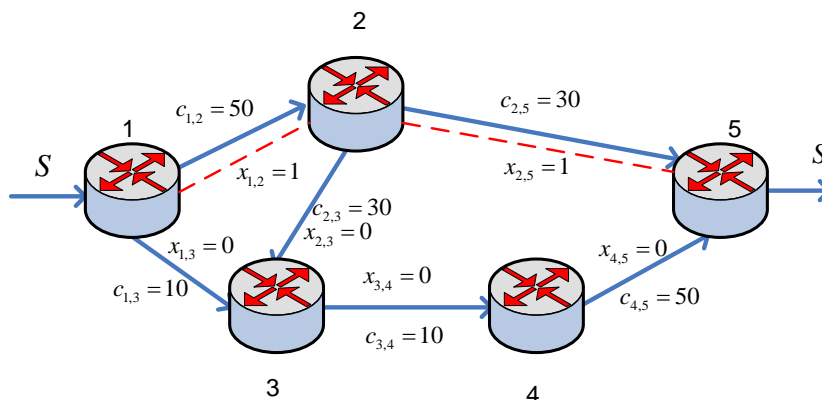


Рис. 3. Вариант расчета маршрута в ТКС

Для примера №1000 искомый маршрут проходил через три КС:

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

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

1. В ней 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 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 ($w_{k,l}$) в зависимости от значений выходов.

II. Исследование качества работы ИНС при решении задачи однопутевой маршрутизации в ТКС

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

1. Зависимость вероятности выбора оптимального маршрута P_{np} в ТКС в зависимости от количества обучающих примеров и эпох обучения имеет вид:

$$P_{np} = \frac{N_{np}}{N}, \quad (5)$$

где N_{np} – число решений, найденных ИНС и соответствующих реально существующим маршрутам в ТКС между заданной парой узлов сети; N – общее количество тестовых примеров.

2. Зависимость вероятности получения оптимальных решений. Под оптимальным понималось такое решение, которое не только определяло реально существующий маршрут в ТКС, т.е. являлось правильным, но было и оптимальным согласно (4):

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

где N_{on} – количество полученных оптимальных решений.

Полученные результаты моделирования работы ИНС прямого распространения показали (рис. 4), что вероятность правильного решения задачи маршрутизации в среднем равна $P_{np} = 0,34$, при этом $P_{on} \approx 0,25$.

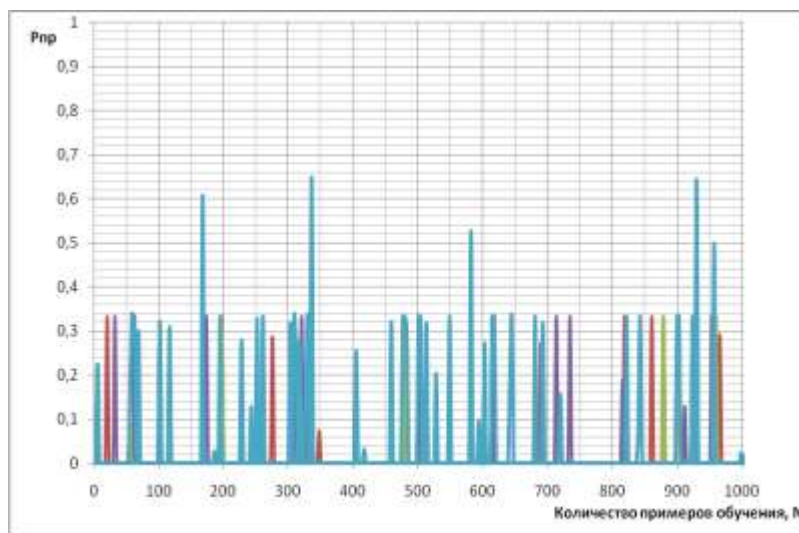


Рис. 4. Зависимость вероятности правильного решения задачи маршрутизации в ТКС с использованием ИНС прямого распространения от количества примеров обучения

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 больше предназначена для решения задач управления и распознавания и не обеспечивает необходимого качества решения задач оптимальной маршрутизации в постановке (1)-(4). Использование подобной ИНС воз-

можно 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 (рис. 5) дало лучший результат ($P_{np} = 0,83$; $P_{on} \approx 0,7$), нежели полученный для ИНС с архитектурой многослойного персептрона.

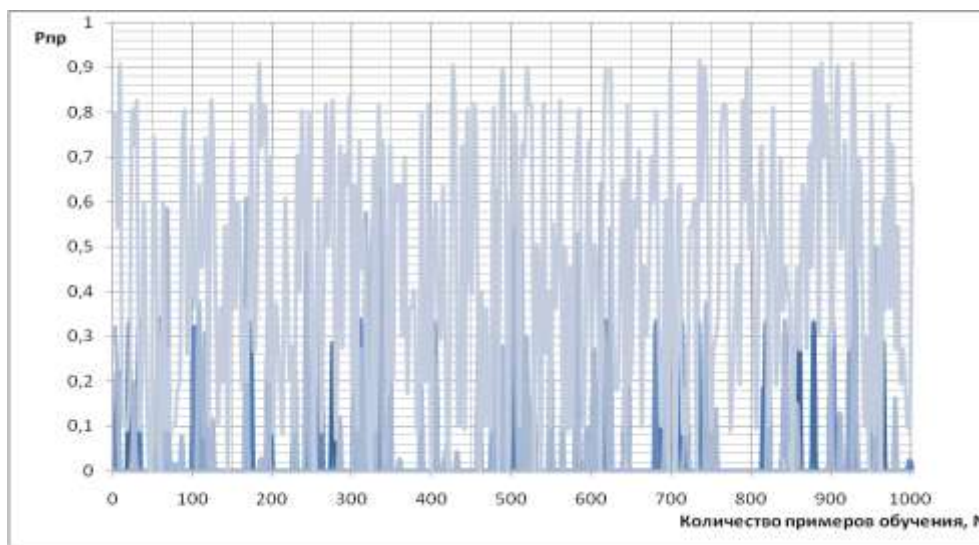


Рис. 5. Зависимость вероятности правильного решения задачи маршрутизации в ТКС с использованием ИНС Хопфилда от количества примеров обучения

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. 6), т.к. $P_{np} = 0,18$; $P_{on} \approx 0,17$. Сеть показала низкую устойчивость качества решения данной задачи при изменении ПС КС. Данная ИНС была неспособна обобщить результаты обучения и провести распознавание для входных данных, немного отличающихся от обучающих примеров. Таким образом, ИНС типа RBF не может быть использована для решения задач маршрутизации, представленных моделью (1)-(4), так как не способна работать в условиях динамического изменения характеристик ТКС.

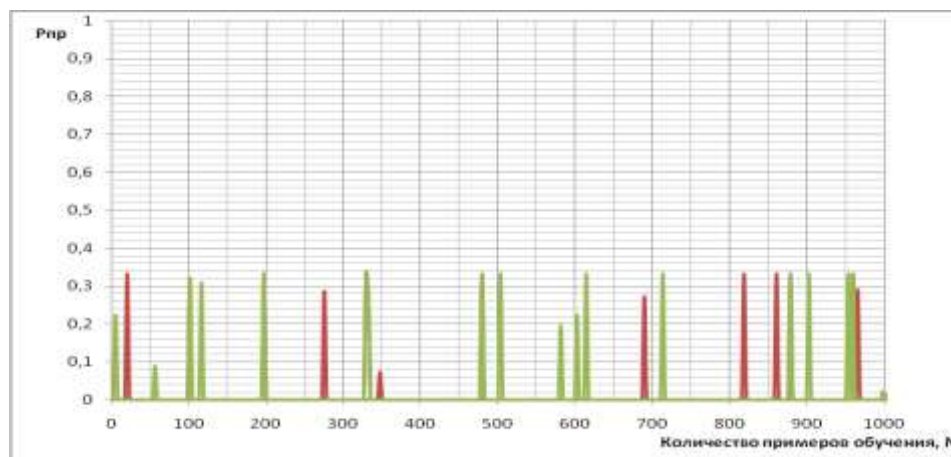


Рис. 6. Зависимость вероятности правильного решения задачи маршрутизации в ТКС с использованием ИНС RBF от количества примеров обучения

Выводы

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

1. 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 отличие от сети RBF. ИНС способны работать в условиях динамического изменения топологии сети и характеристик каналов передачи данных в ТКС.

2. Применение данных ИНС требует доработок их топологий и использования модифицированных процедур обучения, направленных на решение 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).

3. Важно дополнительно проанализировать 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, типу 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. Вегенша Ш. Качество обслуживания в сетях IP: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2003. – 386 с.

2. *Остерлох Х.* Маршрутизация в IP-сетях. Принципы, протоколы, настройка. – С.Пб.: ВHV-С.Пб., 2002. – 512 с.
3. *Бертсекас Д., Галлагер Р.* Сети передачи данных: Пер. с англ. – М.: Мир, 1989. – 264 с.
4. *Хелеби С., Мак-Ферсон Д.* Принципы маршрутизации в Internet, 2-е издание. – М.: Вильямс, 2001. – 402 с.
5. Багатоканальний електрозв'язок та телекомунікаційні технології: Підручник (Гриф МОН України №1/10-8465 від 10.09.2010)) У 2-х ч. Ч. 1 / О.В. Лемешко, В.В. Поповський, В.А. Лошаков та ін., за ред. В.В. Поповського. – Харків: ТОВ "Компанія СМІТ", 2010. – 470 с.
6. Математичні основи теорії телекомунікаційних систем / В.В. Поповський, С.О. Сабурова, В.Ф. Олійник, Ю.І. Лосев, Д.В. Агеев та ін.: За загал. ред. В.В. Поповського. – Харків: ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. – 564 с.
7. *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс: 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, No. 8. – P. 2554–2558.
9. *Павленко М.А., Александров А.В., Бердник П.Г.* Метод обобщения признаков информации в системе поддержки принятия решений // Матеріали четвертої міжнародної науково-технічної конференції «Проблеми інформатики і моделювання». – Х.: НТУ „ХПІ“, 2004. – С. 39.
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, No.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, No.1. – P. 27–39.
12. *Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю.* Нейросетевые системы управления. – М.: Высшая школа, 2002. – 184 с.
13. *Цисарь И.Ф., Нейман В.Г.* Компьютерное моделирование экономики. М.: Диалог-МИФИ, 2008. – 384 с.
14. *Круглов В.В., Борисов В.В.* Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.