

УДК 004.7

doi: 10.26102/2310-6018/2018.23.4.026

В.О. Акопов, С.А. Сорокин, О.Я. Кравец
**ПРОБЛЕМА ВЫБОРА НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ ДЛЯ
ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОТОКОВ ДАННЫХ РАСПРЕДЕЛЕННЫХ
ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМ**

*Научно-исследовательский и экспериментальный институт
автомобильной электроники и электрооборудования, Москва, Россия
Воронежский государственный технический университет
Научно-исследовательский институт вычислительных комплексов
им. М.А.Карцева, Москва, Россия*

Объектом исследования в работе являются распределенные информационные системы, на вход которых поступает поток заявок, требующих для своего обслуживания выполнения определенных ресурсов. Предметом исследования является прогнозирование потоков данных в таких системах. Цель работы заключается в анализе проблемы выбора нейросетевой модели для прогнозирования потоков данных распределенных информационных систем. Проанализирована специфика исследуемой задачи, а также подходы к решению на основе теории систем массового обслуживания. Сделан вывод о недостаточной адекватности таких систем в условиях динамического изменения состояния. В связи с этим возникла необходимость разработки собственного специализированного математического и алгоритмического аппарата. В результате предложен подход к сокращению объема выборки на основе совмещения нейросетевой модели с численным методом, учитывающим известные закономерности функции и освобождающим нейросеть от прогнозирования этих закономерностей. Специфика математического аппарата потребовала использования соответствующего алгоритмического обеспечения для ее решения. Таким образом, проведен анализ проблемы выбора нейросетевой модели для прогнозирования потоков данных распределенных информационных систем.

Ключевые слова: распределенные информационные системы, задача прогнозирования, нейронные сети, формализация

Введение

Объектом исследования в работе являются распределенные информационные системы, на вход которых поступает поток заявок, требующих для своего обслуживания выполнения определенных ресурсов. Предметом исследования является прогнозирование потоков данных в таких системах. Цель работы заключается в анализе проблемы выбора нейросетевой модели для прогнозирования потоков данных распределенных информационных систем.

1. Применимость теории массового обслуживания для прогнозирования потока заявок в динамических распределенных информационных системах

Распределенные информационные системы традиционно представляются как системы массового обслуживания. Система обрабатывает входной поток заявок извне и передает результаты обработки вовне через локальную вычислительную сеть (ЛВС), сервер, глобальную сеть, приемопередающие системы. Схему логического центра распределенной информационной системы можно представить в виде Рисунка 1.

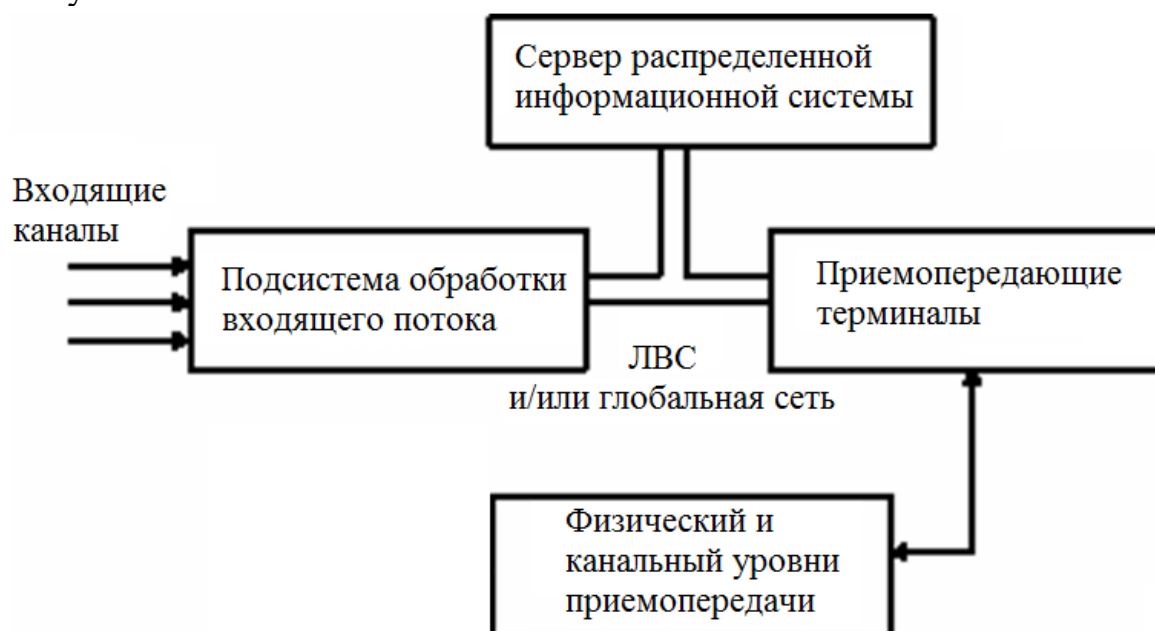


Рисунок 1 - Укрупненная схема логического центра распределенной информационной системы

Для аналитического описания потоков заявок в распределенных информационных системах традиционно применяется теория массового обслуживания [1, 2, 3]. На основании входных данных во многих случаях могут быть получены требуемые характеристики системы в аналитическом виде. Входные данные для описания системы должны содержать:

- структуру, взаимосвязь и дисциплину очередей;
- алгоритмы работы приборов обслуживания;
- вид и параметры входящего потока заявок;

Описание или моделирование системы обслуживания входящих заявок, определение ее свойств и характеристик требует задать входящий поток вызовов. Предсказание в таких системах имеет большое значение, т.к. может иметься незначительный запас по пропускной способности в

целях полного использования оборудования, и для работы системы без перегрузки необходимо знать заранее, т.е. прогнозировать не только интервалы времени, в которые поток достигает наибольшей интенсивности, но и абсолютные значения интенсивности потока вызовов.

Кроме краткосрочного прогноза, дающего возможность распределять смены операторов и аппаратные ресурсы системы для обработки заявок, необходим долговременный прогноз, чтобы планировать развитие системы. И если задача краткосрочного прогноза длительностью десятки или сотни отсчетов рассматривается в литературе, например [6], то долгосрочный прогноз потока вызовов не рассматривается совсем из-за отсутствия адекватных прогностических моделей, дающих приемлемое качество предсказания. Отсутствие прогностических моделей для долговременного и кратковременного предсказания входящего потока вызовов является серьезным недостатком современных систем обработки заявок.

Входящий поток вызовов задается в виде набора параметров, зависящих от времени. Типы параметров, определяющих поток каждого вида, представлены в Таблице 1.

Таблица 1 - Параметры потоков

Вид потока	Параметр	Описание
Пуассоновский нестационарный	$l(t)$	Мгновенная интенсивность
Эрланговский	$l(t)$ $r=1,2,\dots$	Порядок потока
Групповой пуассоновский заявки с динамическими приоритетами	$l(t)$ $\{f_k(t)\}, k=0,1,\dots$ $\{p_m(t)\}$	Вероятности групповой Вероятности приоритетов
Марковский с непрерывными приоритетами	$w(p,t)$	Случайный процесс Вероятности появл. заявок Зав-ть плотности вероятности приоритета p от времени

Таким образом, можно выделить следующие типы параметров потока. *Числовой* параметр - единственное значение, например, интенсивность простейшего потока: $l=const$. *Одномерная функция* времени - например, мгновенная интенсивность простейшего потока, $l(t)$.

Векторная функция времени, какой является множество вероятностей $\{f_k(t)\}$. Самый общий тип — *многомерная функция*, включающая время, к примеру, плотность вероятности приоритета $w(p,t)$, зависящая от времени.

В теории массового обслуживания параметры потоков предполагаются известными, на этом основании строится математическое описание систем. Текущие значения параметров легко определяются путем наблюдения за потоком. Однако поток не всегда доступен наблюдению. Например, на этапе проектирования системы, при определении ее структуры, уже требуются численные значения параметров. Это объясняется тем, что все узлы системы обладают конечными характеристиками. Решение о том, какая структура системы обеспечит приемлемое качество обслуживания, невозможно без знания численных значений параметров потока. Можно привести другие примеры, когда требуется знание параметров потока без возможности наблюдения за ним. В этом случае значения параметров должны быть оценены априорно на основании опыта использования аналогичных систем. Из анализа литературы следует, что методов априорного прогнозирования параметров потока до сих пор не создано, а задача обработки априорной информации о параметрах потока не сформулирована.

Более общая задача прогнозирования возникает, когда начинается эксплуатация системы и становится доступной информация о реально наблюдаемых потоках. В этом случае требуется прогнозировать значения параметров в будущем на основании информации о параметрах за прошедший период и априорной информации о системе.

Другой аспект анализа распределенных информационных систем, в котором требуется прогнозирование - предсказание статистических характеристик самой системы в случаях, когда аналитическое описание системы затруднено, например в приоритетных системах с непуассоновским входящим потоком [4] или сложной дисциплиной очереди, в системах с прореженными потоками сложного характера [3] и т.д. Наряду с другими методами: численным моделированием систем [5], методами математической статистики, для получения характеристик системы, зависящих от времени может использоваться прогнозирование. В этом случае входными данными задачи служит история изменения интересующей величины во времени за известный период и априорная информация об исследуемой величине, скажем, ее зависимость от времени в аналогичной системе. Методы прогнозирования характеристик распределенных информационных систем, зависящих от времени, с учетом априорной информации до настоящего времени не развиты.

Теория массового обслуживания не дает методов для прогнозирования значений параметров, и задача предсказания их значений в теории не ставится. В публикациях обычно рассматриваются частные случаи задачи для отдельных систем. Так, в [4] описана гармоническая и экспоненциально-гармоническая модели для прогнозирования осциллирующих функций, в [5] дается общий анализ методов. Прогнозированию для систем массового обслуживания во временной области посвящена работа [6], в которой математически строго излагаются нейросетевые методы прогнозирования применительно к центрам обработки вызовов, однако длительность прогноза составляет десятки часов, что недостаточно для практического применения.

2. Особенности задачи прогнозирования входящего потока заявок на обслуживание

Рассматриваемая задача прогнозирования является **многофакторной**. Например, интенсивность потока заявок в телефонной системе зависит не только от времени, но и от того, является ли день выходным или праздничным, и даже от состояния погоды. Набор факторов, влияющих на прогноз, не может быть установлен полностью. Анализ корреляции между независимыми факторами и прогнозируемой величиной требует усилий и затрат, часто неоправданных. Итак, требуется, во-первых, провести формализацию задачи, в том числе выделить существенные факторы, влияющие на прогноз. Во-вторых, учитывая **трудность формализации** задачи, необходим механизм, автоматически отбрасывающий маловажные факторы, не коррелирующие с результатом.

Еще одно свойство задачи, затрудняющее ее решение — **нерегулярность**. Как показывает анализ данных [7], малые изменения независимых переменных, в частности, времени, приводят к быстрым изменениям прогнозируемой величины. Несмотря на большую амплитуду, эти изменения не являются признаком плохой обусловленности задачи [8], а часто оказываются закономерными. К примеру, утром праздничного дня интенсивность потока заявок в системах связи общего пользования скачкообразно растет. Задача должна быть регуляризована, чтобы методы ее решения работали на практике. Отсутствие регуляризации [9] может привести к тому, что математически обоснованные методы не дадут стабильных практических результатов.

Учитывая многофакторность, трудность формализации и нерегулярность задачи, для ее решения необходимо привлекать особые методы. Традиционные методы математической статистики, хотя и

применяются в задаче, сталкиваются с объективными трудностями, включающими проклятие размерности [10]. В последнее время развиты методы анализа и прогнозирования временных рядов: факторный анализ, методы выделения трендов и сезонных составляющих. Применение этих методов в задаче ограничивается необходимостью полного факторного анализа и формализации задачи каждый раз, когда она ставится в конкретной распределенной информационной системе.

3. Неаналитические методы прогнозирования. Нейросетевые модели с дискретными сигналами

Адекватным инструментом, имеющим множество успешных применений для аналогичных задач, следует признать теорию нейронных сетей. Начиная с работ Розенблатта [11], Минского [12], ставших классическими, и до настоящего времени [13, 14] модели нейронных сетей остаются областью активного изучения. Интеллект человека является "живым доказательством" того, что в нейросетях заключен неисчерпаемый потенциал для обработки информации. Давно [15] нейросетевые модели справляются с предсказанием вторичной структуры белков лучше, чем известные математические методы. В отечественных исследованиях нейросети позволяют успешно предсказывать экономические показатели [13]. В статье [6] предложены нейросетевые модели для прогнозирования интенсивности потока требований в call-центре.

Современные нейросетевые модели можно разделить на два класса в зависимости от вида сигналов, которыми они оперируют. *Сети с двоичными сигналами* используют только два уровня сигналов, 0 и 1, и жесткую функцию активации. Фактически эти сети представляют собой конечные автоматы. Свойства этих сетей мало отличаются от обычных цифровых схем. Для сетей этого класса развиты алгоритмы синтеза произвольных цифровых устройств без обучения [16] и могут быть применены методы математической логики. Эти сети легко моделировать на цифровых машинах: в силу двоичности сигналов программы оказываются компактными и быстрыми.

Сети с двоичными сигналами основательно исследованы [16], однако практически применяются все меньше. Нет смысла строить нейросетевую модель, если можно синтезировать более дешевую и эффективную цифровую схему, выполняющую те же функции.

Другой недостаток, присущий всем современным моделям НС — отсутствие биоподобия [17, 18, 19, 20]. Неизвестно, какие свойства живых нейросетей существенны для обработки информации [21, 22] и какие алгоритмы обучения существуют в живых сетях [23].

4. Нейросетевые модели с непрерывными сигналами. Проблемы моделирования

Выделим второй класс современных сетей - *сети с непрерывными сигналами*. Хотя в нервной системе используется цифровая передача ради помехозащищенности и отсутствия затухания, в целом биологические сети - аналоговые устройства и используют непрерывные уровни сигналов. Следовательно, биоподобные модели НС должны принадлежать именно к этому классу сетей. Закономерно, что большинство удачных применений НС используют непрерывные сигналы [21, 22, 24]. Свойства нейросетей, в том числе связанные с самоорганизацией из стохастичности [25, 26, 27], открыты именно для сетей с непрерывными сигналами. Несмотря на большую общность и перспективы, сети с непрерывными сигналами имеют серьезные недостатки. Пока ни одна из разновидностей аналоговой схемотехники: полупроводниковая, оптическая, молекулярная, не дала средств для моделирования сложных сетей (содержащих более 10^4 - 10^5 нейронов) [10]. Другой способ моделирования - на цифровых ЭВМ - сталкивается с объективным противоречием между аналоговыми сигналами сети и цифровой природой моделирующих процессоров или схем. Это противоречие приводит к низкой эффективности моделирования. Под эффективностью [28] в данном случае понимается размер моделирующих программ, размер информации, описывающей сеть, быстрдействие. Исследование нейросетевых моделей направлено на компенсацию недостатков, вызванных указанным противоречием. Отличие предлагаемой модели от описанных, например, в [29] нейросетей с ограниченной точностью весов состоит в полном устранении операций с плавающей запятой из выражений, описывающих работу нейросети и из алгоритмов обучения.

Как и другие методы, прогнозирование на основе нейросетевых моделей подвержено проклятию размерности. Объем обучающей выборки (множества эталонов) оказывается настолько велик, что оказывается невозможным обучить нейросеть всем закономерностям в изменении прогнозируемой функции за длительный период. Для сокращения объема выборки предлагается совместить нейросетевую модель с численным методом, учитывающим известные закономерности функции и освобождающим нейросеть от прогнозирования этих закономерностей.

Выводы

Целью данной работы являлось исследование проблемы выбора нейросетевой модели для прогнозирования потоков данных

распределенных информационных систем. В результате можно сделать следующие выводы.

1. Проанализирована специфика исследуемой задачи, а также подходы к решению на основе теории систем массового обслуживания. Сделан вывод о недостаточной адекватности таких систем в условиях динамического изменения состояния.
2. Исследованы особенности задачи прогнозирования входящего потока заявок на обслуживание. Многофакторность, трудность формализации, элементы нерегулярности приводят к необходимости использования неаналитических методов представления задачи.
3. Сделан вывод о том, что адекватным инструментом, имеющим множество успешных применений для аналогичных задач, следует признать теорию нейронных сетей.

Дальнейшая работа будет заключаться в создании конкретных методов. Основным интерес будет представлять подход к сокращению объема выборки на основе совмещения нейросетевой модели с численным методом, учитывающим известные закономерности функции и освобождающим нейросеть от прогнозирования этих закономерностей.

ЛИТЕРАТУРА

1. Гнеденко Б.В., Коваленко И.Н. Введение в теорию массового обслуживания. - М.: Наука, 1987. – 336 с.
2. Бронштейн О.И., Духовный И.М. Модели приоритетного обслуживания в информационно-вычислительных системах. - М.: Наука, 1976. - 220 с.
3. Глушков В.М., Гусев В.В., Марьянович Т.П., Сахнюк М.А. Программные средства моделирования непрерывно-дискретных систем. - Киев: Наукова думка, 1975.
4. Ivakhnenko A.G., Krotov G.I., Cheberkus V.I. Harmonic and exponential-harmonic GMDH algorithms for long-term prediction of oscillating processes. Part I. Sov. J. of Automation and Information Sciences, v.14, no.1, 1981, P.3-17.
5. Muller J.-A. Analysis and prediction of ecological systems. SAMS, vol.21, 1996.
6. Галушкин А.И., Томашевич Д.С., Томашевич Н.С., Муромский М.Ю., Шачнев Е.А. Нейронные алгоритмы экстраполяции функций и их применение в задачах прогнозирования работы Call-центров. Часть 1. // Нейрокомпьютеры. - № 2, 2000. - 12 с.

7. Заенцев И.В. Прогнозирование загрузки локальной вычислительной сети пейджингового центра на основе нейронных сетей// Студенческие научные сообщения (вып. 2). Тез. докл. - Воронеж: ВГУ, 1998. - С. 27.
8. Николис Г., Пригожий И. Самоорганизация в неравновесных системах. - М.: Мир, 1979. - 309 с.
9. Николис Г. Динамика иерархических систем. - М.: Мир, 1989. - 486 с.
10. Суровцев И.С., Ключкин В.И., Пивоварова Р.П. Нейронные сети. Введение в современную информационную технологию. - Воронеж: ВГУ, 1994. - 224 с.
11. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики (Перцептроны и теория механизмов мозга) - М.: Энергия, 1965. - 480с.
12. Минский М., Пайперт С. Перцептроны. - М.: Мир, 1971. - 261 с.
13. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. - М.: Мир, 1992. - 180с.
14. Горбань А. Н. Обучение нейронных сетей. - М.: СП Параграф, 1990. -159с.
15. Muller B., Reinhardt J. Neural Networks. An introduction. - Berlin: Springer-Verlag, 1991. - 266p.
16. Мкртчян С. О. Нейроны и нейронные сети. (Введение в теорию формальных нейронов) - М.: Энергия, 1971. - 232 с.
17. Волькенштейн М.В. Биофизика: Учеб. руководство. - М.: Наука, Гл. ред. физ.-мат. лит., 1988. - 592 с.
18. Куффлер С., Николе Дж. От нейрона к мозгу. - М.: Мир, 1979. - 440с.
19. Соколов Е.Н., Вайткявичюс Г. Г. Нейроинтеллект: от нейрона к нейрокомпьютеру. - М.: Наука, 1989. - 238 с.
20. Соколов Е.Н., Шмелев Л. А. Нейробионика. (Организация нейроподобных элементов и систем).- М.: Наука, 1983. - 280 с.
21. Ripley B.D. Pattern Recognition and Neural Networks. - Cambridge: Cambridge University Press, 1996. - 403 p.
22. Masters T. Signal and Image Processing with Neural Networks: A C++ Sourcebook. - New York: Wiley, 1994. - 286 p.
23. Волобуев Н.А., Неганов В.А., Нефедов Е.И., Романчук П.И. Квантово-механические эффекты при работе ионных каналов// Вестник новых медицинских технологий. - 1997, №1-2. - 16 с.
24. Lawrence S., Tsoi A.C., Back A.D. Function Approximation with Neural Networks and Local Methods: Bias, Variance and Smoothness// Australian Conference on Neural Networks, ACNN - 1996. - P. 16-21.
25. Hornik K. Some New Results on Neural Network Approximation// Neural Networks. - 1993, No.6. - P. 1069-1072.

26. Yang T., Chua L. Implementing Back-Propagation-Through-Time Learning Algorithm Using Cellular Neural Networks. // International Journal on Bifurcation and Chaos. - 1999, Vol. 9, No.6. - P. 1041-1074.
27. Bondarenko E.V. Self-organization Processes in Chaotic Neural Networks Under External Periodic Force // International Journal of Bifurcation and Chaos. - 1997, Vol. 7, No. 8. - P. 1887-1895.
28. Заенцев И.В. Критерии эффективности обработки информации в нейронных сетях. // Межвуз. НПК "Актуальные проблемы совершенствования научно-технического обеспечения деятельности ОВД": Воронеж. Воронежский институт МВД России, 1999. - С. 109-111.
29. Draghici S. Sethi I.K. On the Possibilities of the Limited Precision Weights Neural Networks in Classification Problems. // Australian Conference on Neural Networks, ACNN - 1996. - P. 132-139.

V.O. Akopov, S.A. Sorokin, O.Ja. Kravets

THE PROBLEM OF THE SELECTION OF A NEURAL NETWORK MODEL FOR PREDICTING THE STREAMS OF DATA OF DISTRIBUTED INFORMATION SYSTEMS

Research and Experimental Institute of Automobile Electronics and Electrical Equipment, Moscow

Voronezh State Technical University

Research Institute of Computing Complexes n.a. M.A. Karceva, Moscow

The object of research in the work are distributed information systems, at the entrance of which comes a stream of requests that require the implementation of certain resources for their service. The subject of research is the prediction of data flows in such systems. The purpose of the work is to analyze the problem of choosing a neural network model for predicting the data flows of distributed information systems. The specificity of the studied problem is analyzed, as well as approaches to the solution based on the theory of queuing systems. The conclusion is drawn about the insufficient adequacy of such systems under conditions of a dynamic change of state. In this regard, it became necessary to develop their own specialized mathematical and algorithmic apparatus. As a result, an approach was proposed to reduce the sample size on the basis of combining the neural network model with a numerical method that takes into account the known regularities of the function and exempts the neural network from predicting these regularities. The specificity of the mathematical apparatus required the use of appropriate algorithmic support for its solution. Thus, the analysis of the problem of choosing a neural network model for predicting the data flows of distributed information systems was carried out.

Keywords: distributed information systems, forecasting problem, neural networks, formalization

REFERENCES

1. Gnedenko B.V., Kovalenko I.N. Vvedenie v teoriyu massovogo obsluzhivaniya. - M.: Nauka, 1987. – 336 p.
2. Bronshteyn O.I., Dukhovnyy I.M. Modeli prioritetnogo obsluzhivaniya v informatsionno-vychislitel'nykh sistemakh. - M.: Nauka, 1976. - 220 p.
3. Glushkov V.M., Gusev V.V., Mar'yanovich T.P., Sakhnyuk M.A. Programmnye sredstva modelirovaniya nepreryvno-diskretnykh sistem. - Kiev: Naukova dumka, 1975.
4. Ivakhnenko A.G., Krotov G.I., Cheberkus V.I. Harmonic and exponential-harmonic GMDH algorithms for long-term prediction of oscillating processes. Part I. Sov. J. of Automation and Information Sciences, v.14, no.1, 1981, pp. 3-17.
5. Muller J.-A. Analysis and prediction of ecological systems. SAMS, vol.21, 1996.
6. Galushkin A.I., Tomashevich D.S., Tomashevich N.S., Muromskiy M.Yu., Shachnev E.A. Neyronnye algoritmy ekstrapolyatsii funktsiy i ikh primeneniye v zadachakh prognozirovaniya raboty Call-tsentrov. Chast' 1. // Neyrokomp'yutery. - No. 2, 2000. - 12 p.
7. Zaentsev I.V. Prognozirovaniye zagruzki lokal'noy vychislitel'noy seti peydzhingovogo tsentra na osnove neyronnykh setey// Studencheskie nauchnye soobshcheniya (vyp. 2). Tez. dokl. - Voronezh: VGU, 1998. - pp. 27.
8. Nikolis G., Prigozhii I. Samoorganizatsiya v neravnovesnykh sistemakh. - M.: Mir, 1979. - 309 p.
9. Nikolis G. Dinamika ierarkhicheskikh sistem. - M.: Mir, 1989. - 486 p.
10. Surovtsev I.S., Klyukin V.I., Pivovarova R.P. Neyronnye seti. Vvedenie v sovremennuyu informatsionnuyu tekhnologiyu. - Voronezh: VGU, 1994. - 224 p.
11. Rozenblatt F. Printsipy neyrodinamiki (Pertseptrony i teoriya mekhanizmov mozga) - M.: Energiya, 1965. - 480 p.
12. Minskiy M., Paypert S. Perseptrony. - M.: Mir, 1971. - 261 p.
13. Uossermen F. Neyrokomp'yuternaya tekhnika: teoriya i praktika. - M.: Mir, 1992. - 180 p.
14. Gorban' A. N. Obuchenie neyronnykh setey. - M.: SP Paragraf, 1990. - 159 p.
15. Muller V., Reinhardt J. Neural Networks. An introduction. - Berlin: Springer-Verlag, 1991. - 266 p.
16. Mkrtchyan S. O. Neyrony i neyronnye seti. (Vvedenie v teoriyu formal'nykh neyronov) - M.: Energiya, 1971. - 232 p.

17. Vol'kenshteyn M.V. Biofizika: Ucheb. rukovodstvo. - M.: Nauka, Gl. red. fiz.-mat. lit., 1988. - 592 p.
18. Kuffler S., Nikole Dzh. Ot neyrona k mozgu. - M.: Mir, 1979. - 440 p.
19. Sokolov E.N., Vaytkyavichyus G. G. Neyrointellekt: ot neyrona k neyrokomp'yuteru. - M.: Nauka, 1989. - 238 p.
20. Sokolov E.N., Shmelev L. A. Neyrobionika. (Organizatsiya neyropodobnykh elementov i sistem).- M.: Nauka, 1983. - 280 p.
21. Ripley B.D. Pattern Recognition and Neural Networks. - Cambridge: Cambridge University Press, 1996. - 403 p.
22. Masters T. Signal and Image Processing with Neural Networks: A C++ Sourcebook. - New York: Wiley, 1994. - 286 p.
23. Volobuev N.A., Neganov V.A., Nefedov E.I., Romanchuk P.I. Kvantovomekhanicheskie efekty pri rabote ionnykh kanalov// Vestnik novykh meditsinskikh tekhnologiy. - 1997, No.1-2. - 16 p.
24. Lawrence S., Tsoi A.C., Back A.D. Function Approximation with Neural Networks and Local Methods: Bias, Variance and Smoothness// Australian Conference on Neural Networks, ACNN - 1996. - pp. 16-21.
25. Hornik K. Some New Results on Neural Network Approximation// Neural Networks. - 1993, No.6. - pp. 1069-1072.
26. Yang T., Chua L. Implementing Back-Propagation-Through-Time Learning Algorithm Using Cellular Neural Networks. // International Journal on Bifurcation and Chaos. - 1999, Vol. 9, No.6. - pp. 1041-1074.
27. Bondarenko E.V. Self-organization Processes in Chaotic Neural Networks Under External Periodic Force // International Journal of Bifurcation and Chaos. - 1997, Vol. 7, No. 8. - pp. 1887-1895.
28. Zaentsev I.V. Kriterii effektivnosti obrabotki informatsii v neyronnykh setyakh. // Mezhvuz. NPK "Aktual'nye problemy sovershenstvovaniya nauchno-tekhnicheskogo obespecheniya deyatel'nosti OVD": Voronezh. Voronezhskiy institut MVD Rossii, 1999. - pp. 109-111.
29. Draghici S. Sethi I.K. On the Possibilities of the Limited Precision Weights Neural Networks in Classification Problems. // Australian Conference on Neural Networks, ACNN - 1996. - pp. 132-139.