

Krassimir Markov, Vitalii Velychko, Oleksy Voloshin
(editors)

**Information Models
of
Knowledge**

**ITHEA[®]
KIEV – SOFIA
2010**

Krassimir Markov, Vitalii Velychko, Oleksy Voloshin (ed.)

Information Models of Knowledge

ITHEA®

Kiev, Ukraine – Sofia, Bulgaria, 2010

ISBN 978-954-16-0048-1

First edition

Recommended for publication by The Scientific Council of the Institute of Information Theories and Applications FOI ITHEA
ITHEA IBS ISC: 19.

This book maintains articles on actual problems of research and application of information technologies, especially the new approaches, models, algorithms and methods for information modeling of knowledge in: Intelligence metasynthesis and knowledge processing in intelligent systems; Formalisms and methods of knowledge representation; Connectionism and neural nets; System analysis and synthesis; Modelling of the complex artificial systems; Image Processing and Computer Vision; Computer virtual reality; Virtual laboratories for computer-aided design; Decision support systems; Information models of knowledge of and for education; Open social info-educational platforms; Web-based educational information systems; Semantic Web Technologies; Mathematical foundations for information modeling of knowledge; Discrete mathematics; Mathematical methods for research of complex systems.

It is represented that book articles will be interesting for experts in the field of information technologies as well as for practical users.

General Sponsor: Consortium FOI Bulgaria (www.foibg.com).

Printed in Ukraine

Copyright © 2010 All rights reserved

© 2010 ITHEA® – Publisher; Sofia, 1000, P.O.B. 775, Bulgaria. www.ithea.org ; e-mail: info@foibg.com

© 2010 Krassimir Markov, Vitalii Velychko, Oleksy Voloshin – Editors

© 2010 Ina Markova – Technical editor

© 2010 For all authors in the book.

© ITHEA is a registered trade mark of FOI-COMMERCE Co., Bulgaria

ISBN 978-954-16-0048-1

C/o Jusautor, Sofia, 2010

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ В ДЕЯТЕЛЬНОСТИ ПРЕДПРИЯТИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Галина Сетлак

Аннотация: В данной работе исследуются возможности использования для решения задач прогнозирования искусственных нейронных сетей. Предлагается система построения прогнозов с использованием нескольких методов прогнозирования, качество и точность которых оценивается экспертной системой. Сравнение полученных прогнозов с использованием нейросетевых моделей производится на основе решения задач при помощи традиционных методов прогнозирования.

Ключевые слова: прогнозирование, искусственные нейронные сети, экспертная система.

ACM Classification Keywords: H. Information Systems, H.4 INFORMATION SYSTEMS APPLICATIONS, H.4.2 Types of Systems - Decision support. : I. Computing Methodologies, [1.2 Artificial Intelligence](#), J. Computer Applications

Conference topic: Pattern Recognition and Forecasting

Введение

Прогнозирование – одна из самых необходимых, но при этом и самых сложных, задач стратегического анализа. Проблемы при ее решении обусловлены многими причинами – недостаточное качество и количество исходных данных, изменения среды, в которой протекает процесс, воздействие субъективных факторов. Но именно качественный прогноз является ключом к решению таких задач в управлении предприятием как оптимизация финансовых потоков, бюджетирование, оценка инвестиционных проектов и многих других.

Прогнозирование упрощённо можно определить как предсказание будущих событий. Согласно терминологии научной дисциплины прогностики, прогноз – это научно обоснованное суждение о возможных состояниях объекта в будущем и(или) об альтернативных путях и сроках их осуществления [Коваленко И.И., Бидюк П.И., Баклан И.В., 2001]. Целью прогнозирования является уменьшение риска при принятии решений. Ошибка прогноза зависит от используемого метода прогнозирования и используемых для его подготовки данных.

Раньше для решения задач прогнозирования традиционно использовались такие методы математической статистики, как регрессионный, факторный анализ или метод функции тренда и другие.

В настоящей работе исследуются возможности использования для решения задач прогнозирования искусственных нейронных сетей. Предлагается система построения прогнозов с использованием нескольких методов прогнозирования, качество и точность которых оценивается экспертной системой. Сравнение полученных прогнозов с использованием нейросетевых моделей производится на основе решения задач при помощи традиционных методов прогнозирования: в зависимости от решаемой задачи используются метод скользящего среднего, авторегрессии, экспоненциального сглаживания, или функции тренда и тенденции развития. В результате оценки системой полученных прогнозов выбирается наилучший (оптимальный) или строится комплексный прогноз, который является комбинацией прогнозов, построенных при помощи различных методов.

Целью настоящих исследований является разработка метода построения интеллектуальной системы выбора оптимального прогноза спроса и продажи изделий, изготавливаемых предприятием, функционирующем в условиях рыночной экономики.

В хозяйственной деятельности наиболее важные для предприятия решения принимаются на основе выполнения целого ряда прогнозов. Основные прогнозы, необходимые в процессе принятия решений в предприятиях можно описать в следующей зависимости:

- Для разработки главных целей функционирования организации и долгосрочных бизнес-планов, а также выбора стратегии развития предприятия необходимы прогнозы: спроса на товары и положения на рынках, прогнозы общих экономических условий (инфляция, ситуация в отрасли), прогнозы продажи и цен сырья, прогнозы внутренних условий в предприятии (производственных затрат, производства).

- Для планирования разработки и введения нового продукта на рынок требуется долгосрочный прогноз того, каким спросом он будет пользоваться, каковы предполагаемые цены. Отдел маркетинга нуждается в прогнозах, объясняющих ситуацию на рынке: прогноз глобального спроса по сегментам рынка и изделиям, а также прогноз продажи.

- Для разработки производственных планов по величине и ассортименту производства необходимы прогнозы продаж, прогнозы производственных средств (сырья и материалов, энергии и т.д.). В процессе принятия всех решений на предприятиях прогнозируются затраты на хозяйственную деятельность на основе прогнозы предполагаемой прибыли, финансовых результатов.

Между всеми выше представленными прогнозируемыми данными имеются определённые зависимости, которые приводят к необходимости соблюдения определённой очередности прогнозирования и, безусловно, выделяются наиболее важные прогнозы, от точности которых зависит успех предприятия: прогнозы спроса и продажи. Прогноз продажи играет исключительно важную роль в управлении производством, так как на его основе определяется ожидаемый доход, т.е. основной источник финансирования деятельности предприятия. Прогнозные величины продажи являются исходными данными в процессе стратегического и оперативного планирования. Поскольку при решении реальных задач прогнозирования спроса на продукты возникают проблемы с получением и подготовкой входных данных, в данной работе решается обобщённая задача прогнозирования объёма продаж с учётом фактора покупательского спроса.

Постановка задачи

Задача прогнозирования в общем случае сводится к получению оценки будущих значений упорядоченных во времени данных на основе анализа уже имеющихся ретроспективных данных. Прежде всего, необходимо решить два вопроса: что является прогнозируемой величиной, и что является входными данными.

В большинстве случаев прогнозируемой величиной являются значения временного ряда на интервале $[T(n+1), T(n+f)]$, где $T(n)$ – текущий момент времени, а f – интервал прогнозирования. Иногда возникает необходимость предсказать не значения временного ряда на заданном интервале, а вероятность того, что он будет вести себя каким-то образом (возрастать, убывать, находиться в некоторых пределах и т.д.). Форма взаимосвязи прогнозируемого явления с другими явлениями, объектами и процессами может быть представлена в виде регрессионного уравнения типа:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_m).$$

В данных исследованиях задача прогнозирования объёма продаж решается на основе ежеквартальных данных о динамике реализации продукции в период времени от 2006 по 2009 год (предприятием изготавливающим приборы домашнего хозяйства, в том числе пылесосы), а также данных, полученных в результате подготовленного и выполненного консалтинговой фирмой анкетного опроса.

В качестве исходных данных выбираем из имеющихся данных максимальное число значащих факторов. Это означает выбор интервала наблюдения, то есть, по какому количеству предшествующих значений временного ряда осуществляется прогноз и определение дополнительных факторов, влияющих на поведение прогнозируемой величины, называемых также экзогенными (внешними) факторами. В работе учитываются такие дополнительные факторы, как рекламная компания, конъюнктура рынка и экспансия конкуренции. Ретроспективные ежеквартальные данные о динамике реализации продукции и положения на рынке в период времени от 2006 по 2009 год представлены в таблице 1.

Таблица 1. Ретроспективные ежеквартальные данные о динамике реализации продукции в период времени от 2006 по 2009 год и положения на рынке

Период времени	Объём продажи (в злотых)	Затраты на рекламу (в злотых)	Спрос на изделия	Экспансия конкуренции
1_2006	86158	8000	средний	небольшая
2_2006	89134	6000	большой	небольшая
3_2006	72250	4000	низкий	небольшая
4_2006	89912	0	большой	небольшая
1_2007	82250	6000	средний	средняя
2_2007	86159	8000	средний	средняя
3_2007	69925	5000	низкий	средняя
4_2007	78390	5000	большой	средняя
1_2008	65930	4000	низкий	выше средней,
2_2008	73192	4000	средний	выше средней,
3_2008	61910	2000	низкий	выше средней,
4_2008	69668	2000	большой	выше средней,
1_2009	69191	0	Средний	выше средней,
2_2009	65498	0	средний	большая
3_2009	59267	0	низкий	большая
4_2009	64057	3000	низкий	большая

Спрос на изделия рассматривается как обобщенное положение и конъюнктура на рынке и описывается одним из возможных значений: (низкий, средний, большой). Экспансия конкуренции описывается величинами из набора: (небольшая, средняя, выше средней, большая).

Рассмотрим общую характеристику предлагаемого подхода разработки интеллектуальной системы прогнозирования.

Общая характеристика предлагаемого подхода разработки интеллектуальной системы прогнозирования

Для решения поставленных выше задач и построения моделей нейронных сетей используем программный пакет Statistica Neural Networks и интеллектуальную систему поддержки принятия решений IDSS (Intelligent Decision Support System), разработанную автором и представленную в [Сетлак Г., 2002], [Сетлак Г., 2004], в состав которой входит экспертная система и модуль PROGNOZY.

В программном пакете Statistica Neural Networks (STNN) реализован широкий спектр технологий, которые можно успешно использовать для решения задач прогнозирования и обеспечивающих весь необходимый цикл обработки данных, начиная от извлечения и предобработки данных и кончая построением нейросетевых моделей. В пакете STNN для решения задач прогноза временных рядов можно применять сети нескольких типов: многослойный персептрон (MLP), сеть радиальной базисной функции (RBF), вероятностная нейронная сеть (PNN) и обобщённо-регрессионные нейронные сети (GRNN).

Выбор входных переменных является исключительно важным этапом при построении нейронной сети. С целью устранения из входных данных несущественных и редко встречающиеся факторов необходимо провести предобработку данных: восстановить пропущенные данные, устранить аномальные выбросы, убрать высокочастотные шумы. Качественная предобработка позволяет значительно улучшить качество прогноза. Предобработка данных и выбор нужных входных переменных при разведочном анализе данных выполняется при помощи модуля Нейро-генетического отбора входных данных (Neuro-Genetic Input Selection), входящего в программный пакет STNN. Генетические алгоритмы хорошо приспособлены для задач такого типа, поскольку они позволяют производить поиск среди большого числа комбинаций при наличии внутренних зависимостей в переменных.

Строится нейросетевая модель на основе данных о продаже в оптовых ценах за 2006-2009 год (представленные в первой и второй колонках в таблице 1. согласно со следующим алгоритмом:

1) Создание и оптимизация выборки. Выборка создаётся на основе ежеквартальных данных за 2006-2009 г.г, что позволяет учитывать цикличность сезонного спроса. Предобработка данных (устранение незначущих факторов, восстановление пропущенных значений, устранение выбросов, фильтрация высокочастотных шумов) и выбор нужных входных переменных выполняется при помощи модуля Нейро-генетического отбора входных данных (Neuro-Genetic Input Selection), входящего в программный пакет STNN.

2) Следующий шаг – это построение нейросетевой модели. На этом шаге необходимо решить ряд специфических подзадач: выбор структуры нейронной сети, алгоритма обучения и другие. При построении сети для прогноза временного ряда используем входную переменную – объём продаж, в качестве выходной переменной (её будущие значения) и задаём ей тип Input/Output.

Для поиска лучшей архитектуры и выбора оптимального метода обучения был использован модуль «Интеллектуальный исследователь задач» (Intelligent Problem Solver - IPS), который содержит программный пакет STNN. Модуль IPS - „Интеллектуальный исследователь задач” используется на этапе конструирования нейронной сети, позволяет автоматически выбрать тип сети, архитектуру и способ обучения, рассматривая поиск лучшего варианта как оптимизационную задачу. С его помощью исходные данные разбиваются случайным образом на три подмножества: 18 позиций составили обучающую выборку, 9 позиций — тестовое множество и 9 позиций — контрольное.

Затем производится поиск нескольких лучших сетей, среди которых были отобраны 10 разного качества, определяемого средней ошибкой, и сложности для каждого типа нейронных сетей. Эксперименты повторялись многократно, оценивались возможности прогнозирования временных рядов всех выше представленных типов сетей.

3) После построения нейронной сети на следующем этапе выполняется её обучение. В зависимости от типа нейронной сети использовался соответствующий алгоритм её обучения:

Многослойный перцептрон обучался при помощи алгоритма обратного распространения ошибок (Back Propagation) или метода спуска по сопряжённым градиентам (Conjugate Gradient Descent).

Нейронные сети RBF радиальной базисной функции при помощи алгоритмов: K-средних для назначения радиальных центров (K-Means), K-ближайшего соседства для определения отклонений (радиусов) радиальных элементов (K-Nearest Neighbour) и минимально - квадратичного алгоритма оптимизации для линейного выходного слоя (Pseudo - Invert).

IPS выбрал лучшую сеть типа RBF, представленную на рис.1 и с параметрами описанными в таблице 2.

Таблица 2. Результаты проектирования временного ряда продажи при помощи нейронных сетей

Type	Error	Inputs	Hidden	Performance
MLP	194.388	1	7	0.02483
MLP	236.0879	1	4	0.03048
MLP	199.1786	1	8	0.02569
MLP	185.4026	1	13	0.0236
MLP	147.7128	1	8	0.01853
MLP	100.7422	1	8	0.013
MLP	86.27347	1	13	0.01109
MLP	63.88906	1	10	0.008247
MLP	55.54256	1	20	0.007051
RBF	8.769e-12	1	7	8.136e-16
MLP	55.64438	1	13	0.007137
RBF	4.288e-12	1	7	6.538e-16

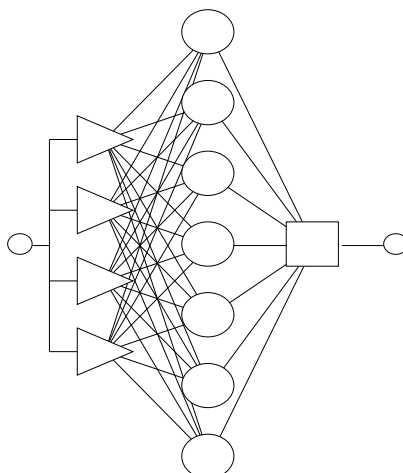


Рис.1. Нейронная сеть типа RBF, выбранная IPS для прогнозирования временного ряда.

Результаты прогнозирования с использованием нейронных сетей представлены на рис.2.

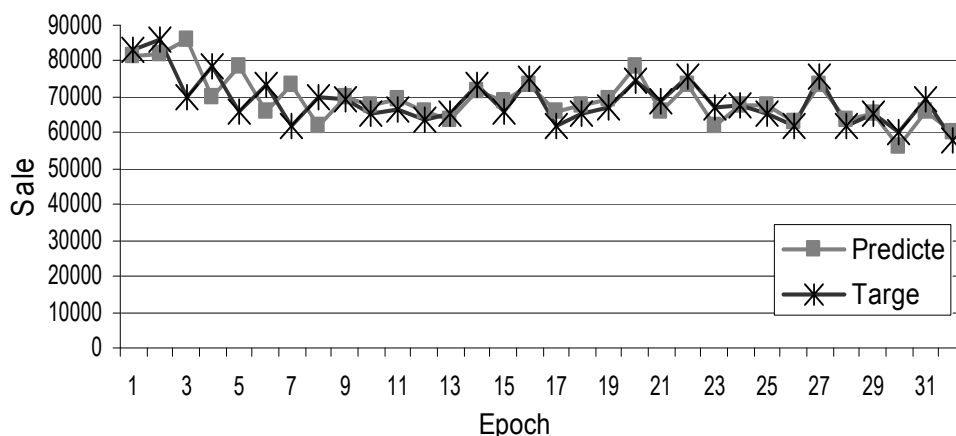


Рис.2. Результаты прогнозирования при помощи нейронных сетей

4) Проверка погрешности и оценка качества принятой прогнозной модели и метода выполняется в исследованиях с использованием программного модуля PROGNOZY, входящего в состав IDSS.

Программный модуль PROGNOZY подготавливает необходимую информацию для разработки прогнозов. В нем создаются заказы на изготавливаемую продукцию, обрабатываются информации, приобретенные на основе анкетных опросов клиентов, которые используются для прогнозирования спроса, выполняется также предварительная обработка и анализ данных, необходимых для решения задач прогнозирования.

Модуль PROGNOZY содержит также необходимые инструменты и процедуры для решения таких задач, как:

предварительная обработка и анализ данных, необходимых для разработки прогнозов;

выбор метода прогнозирования,

оценки качества принятой прогнозной модели и метода.

Все известные показатели, используемые для оценки качества полученного прогноза можно разделить на три группы: абсолютные, сравнительные и качественные. К абсолютным показателям качества прогнозов относятся такие, которые позволяют количественно оценить величину ошибки прогноза в единицах измерения прогнозируемого объекта или в процентах. В практике чаще всего используются следующие ошибки точности [Manikowski A., Tarapaty Z., 2000]:

абсолютная ошибка прогноза, выраженная в процентах и рассчитываемая по формуле (mean absolute percentage error):

$$MAPE = \frac{1}{T^*} \sum_{t=1}^{T^*} \left(\frac{y_t^* - y_t}{y_t} \right) \cdot 100 \quad (1)$$

среднеквадратическая ошибка прогноза, рассчитываемая по формуле:

$$RME = \sqrt{\frac{1}{T^*} \sum_{t=1}^{T^*} (y_t^* - y_t)^2} \quad (2)$$

среднеквадратическая ошибка прогноза, выраженная в процентах и рассчитываемая по формуле (root average squared error):

$$RASE = \sqrt{\frac{1}{T^*} \sum_{t=1}^{T^*} \left(\frac{y_t^* - y_t}{y_t} \right)^2} \cdot 100 \quad (3)$$

В общем случае вопрос о качестве прогноза сводится к допустимой средней ошибке и коэффициенту корреляции. В исследованиях выполнялось сравнение прогнозов полученных при помощи нейронных технологий с прогнозами, полученными с использованием классических статистических методов. Было показано, что в большинстве случаев нейросеть дает более качественный результат, чем модели ARIMA, что показано в таблице 3.

Таблица 3. Сравнение ошибок и качества прогнозов, полученных с использованием нейронных сетей и статистических методов

Реальные значения	Нейронная сеть		ARIMA	
	RASE	RME	RASE	RME
86158	4,12	0,0331	4,9872	0,0491
89134	6,5361	0,07075	16,594	0,17075
72250	6,7921	0,0681	7,9987	0,6391
89912	3,7561	0,03853	11,4891	0,3592
82250	2,9595	0,02496	9,8576	0,09867
86159	6,3107	0,06077	12,9857	0,36857
69925	2,4973	0,02423	9,5637	0,02423
78390	12,2941	0,12324	362,2941	0,35823
69930	0,1389	0,00139	2,8639	0,02875
73192	0,1598	0,00116	0,2297	0,02139
61910	0,2012	0,00192	2,9017	0,02978
63668	2,1134	0,01901	2,1134	0,01901

Выбор конкретного метода прогнозирования осуществляется исходя из нескольких критериев, в том числе с учетом требований, предъявляемых к информационному обеспечению решаемых задач.

Выводы

В данной работе предложен подход к построению интеллектуальных систем прогнозирования в хозяйственной деятельности предприятия, основанный на использовании искусственных нейронных сетей и оценки качества получаемых прогнозов при помощи экспертной системы.

При помощи построенной интеллектуальной системы на основе нейронных сетей имеем возможность строить краткосрочные и среднесрочные прогнозы. Положительно на качество прогноза влияет дополнительная информация о внешней среде (курс доллара, рекламная поддержка и т.д.).

Одним из важнейших преимуществ предлагаемого подхода прогнозирования является отсутствие необходимости в строгой математической спецификации модели, что особенно ценно при анализе плохо

формализуемых процессов. Это означает, что при наличии достаточно развитых и удобных инструментальных программных средств пользователь может при построении модели прогнозируемого процесса руководствоваться собственным опытом и интуицией. При этом следует отметить, что комплексный учет всех факторов (эндогенных и экзогенных) значительно повышает качество прогноза.

По сравнению с традиционными методами прогнозирования (математической статистики, регрессионного, факторного анализа и т.д.), подход, основанный на применении искусственных нейронных сетей, обладает следующими преимуществами:

- Во-первых, в результате построения нейросетевой модели создается единая для всех задач вычислительная парадигма. Используя нейронные сети со сравнительно небольшим числом нейронов, можно решать достаточно сложные задачи прогноза. А также, используя одну построенную нейронную сеть, можно решать одновременно несколько задач прогноза.

- Поскольку нейронные сети представляют собой обучающиеся модели, при поступлении новых данных достаточно "доучивать" уже имеющуюся нейронную сеть, либо "переучивать" ее для обработки данных из другого региона или другой фирмы.

- В нейронных сетях можно использовать любое количество независимых и зависимых признаков.

- В нейронной сети имеется процедура подсчета и оценки значимости независимых признаков и возможность минимизации их числа.

- Качество получаемых прогнозов оценивается при помощи экспертной системы.

Анализ результатов показал, что получаемые прогнозы имеют достаточно высокий уровень точности, что позволит использовать их с целью снижения рисков при принятии решений, основанных на нейросетевых исследованиях.

Принимая во внимание надежность функционирования нейронных сетей и возможности разработки базы знаний экспертной системы для оценки качества прогнозов и выбора оптимального метода в будущем, можно предположить, что интеллектуальную систему прогнозирования можно будет с успехом применять в прогнозировании экономических процессов, для которых классические методы бессильны.

Дальнейшие перспективы развития разработанного подхода и программного продукта связаны с повышением чувствительности настраиваемых параметров нейронной сети и расширением модуля PROGNOZY, а также базы знаний экспертной системы с целью совершенствования системы оценки качества прогнозов, что в конечном счете приведет к уменьшению ошибки прогноза, а также к еще большей его универсализации.

Литература

[Коваленко И.И, Бидюк П.И, Баклан И.В.,2001] Системный анализ и информационные технологии в управлении проектами, Киев, Экономика и право, 2001, 267 с..

[Manikowski A., Tarapaty Z., 2000] Manikowski A., Tarapaty Z.: Prognozowanie i symulacja rozwoju przedsiębiorstw, Wyd. Wyższej Szkoły Ekonomicznej, Warszawa, 2000, 334 str.

[Сетлак Г., 2002] Сетлак Г. Интеллектуальная система поддержки принятия решений в нечёткой среде, Искусственный интеллект, N3, 2002, стр. 428-438.

[Сетлак Г., 2004] Сетлак Г.: Интеллектуальные системы поддержки принятия решений, Изд. Логос, Киев, 2004, 252 с.

[Statsoft, 1999] Statsoft: Statistica Neural Networks, Addendum for Version 4.0, Statsoft Inc., 1999.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРЕ

Galina Setlak, D.Sc, Ph.D., Eng., Associate Professor, Rzeszow University of Technology, Department of Computer Science, W. Pola 2 Rzeszow 35-959, Poland, Phone: (48-17)- 86-51-433, gsetlak@prz.edu.pl