

РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ АДАПТИВНОЙ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ НЕЙРОПРОГНОЗИРОВАНИЯ

А.С. Авдеев

Алтайский государственный технический университет им. И.И. Ползунова
г. Барнаул

Задачи, связанные с прогнозированием временных рядов всегда были актуальны и требовали научного, экспериментального обоснования, а также мощных средств сбора и обработки информации [2]. Большое количество работ по данной тематике зачастую ограничивается лишь исследованием узких проблем, связанных в основном с предварительной обработкой временных рядов и проблемами обучения нейронной сети. Однако проблема создания полного цикла работы системы нейропрогнозирования с механизмом эффективной предобработки и дообучения сети остается открытой для научных исследований.

Цель работы – создать модель системы полностью автоматизирующей цикл нейропрогнозирования.

Решение задачи прогнозирования с помощью нейронной сети можно представить в виде нескольких последовательных этапов (рисунок 1).

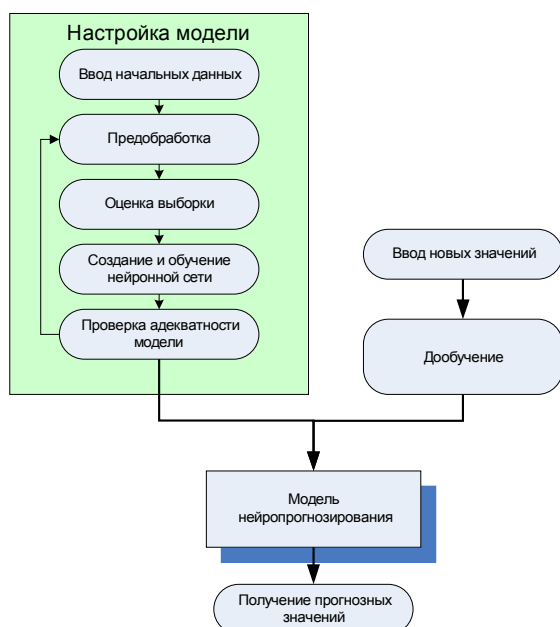


Рисунок 1 – Общая модель системы нейропрогнозирования с дообучением

В приведенной схеме участие пользователя предусмотрено лишь на этапах ввода исходных данных и настройки параметров

адекватности контроля модели. Модель считается адекватной до тех пор, пока в систему не поступает достаточное количество данных, на основании которых принимается решение о необходимости изменения параметров модели.

«Нейро-Аналитик» – система, разработанная на кафедре ИСЭ, которая полностью реализует описанную выше модель нейропрогнозирования. В ней полностью реализованы все механизмы предобработки временных рядов, а также алгоритмы автоматического конструирования оптимальной структуры нейронной сети и ее обучения [1]. Ведется работа над созданием полностью автоматизированного цикла нейропрогнозирования.

Предобработка временных рядов в «Нейро-Аналитик» включает в себя последовательное прохождение следующих этапов:

- устранение противоречий, пропусков и аномалий,
- подбор оптимального периода и формирование периодического ряда,
- преобразование ряда,
- фильтрация и сглаживание временного ряда,
- погружение ряда.

Кроме того, на стадии формирования обучающей выборки осуществляется дополнительный контроль за моделированием. Осуществляется корреляционный анализ выборки, анализ выборки на непротиворечивость, анализ выбросов, оценка выборки с помощью константы Липшица. На основе этих методов значительную часть полученных обучающих выборок можно отбросить без конструирования и обучения нейронных сетей.

Механизм дообучения можно описать следующим образом. При поступлении нового значения в систему производится предобработка данных, включающая алгоритмы преобразования и подавления аномальных всплесков. Затем формируется новый обучающий пример, который включается в обучающую выборку.

Анализ адекватности модели производится с учетом параметров изначально полу-

ченной выборки и параметров текущей выборки, т.е. включающей в себя примеры, полученные при поступлении новых фактических значений. На основании анализа адекватности модели происходит либо дообучение сети, либо весь цикл конструирования запускается заново.

В рамках данной работы для подтверждения правильности созданной модели был проведен ряд экспериментов. В качестве исходных данных был взят временной ряд месячных продаж автомобилей десятого семейства в ОАО «Алтай-Лада». Данные с января 2002 по сентябрь 2005 гг. выступали в качестве обучающей выборки, данные с октября 2005 по март 2006 гг. (т. е. 6 периодов) – тестовой выборки. Именно по ошибке обо-

щения на этих 6 периодах и делались выводы об оптимальности полученных моделей.

С начала прогнозирования проводилось в ручном режиме: параметры предобработки ряда, структура нейронной сети выбирались пользователем самостоятельно. Было проведено порядка ста экспериментов, при этом средняя ошибка тестирования созданных моделей составила 51 %, а минимальная ошибка составила 35 %. Несколько наиболее характерных нейронных сетей представлено в таблице 1. В результате автоматического конструирования были получены две модели. Их общая характеристика представлена в таблице 2, а наглядно результаты тестирования представлены на рисунках 1 и 2.

Таблица 1 – Сети, полученные в результате «ручных» экспериментов

№ сети	Структура сети	Преобразование	Фильтрация	Окно погружения	Ошибка обучения	Ошибка обобщения
1	4-2	$X(i)-X(i-1)$	Линейная	6	19,4 %	48,1 %
2	5-4	-	-	6	1,9 %	46,9 %
3	4-3	-	-	5	8 %	61,2 %
4	4-3	-	Экспоненциальная	5	21,3 %	47 %

Таблица 2 – Сети, полученные в результате автоматического конструирования

№ сети	Структура сети	Преобразование	Фильтрация	Окно погружения	Ошибка обучения	Ошибка обобщения
1	5-3	-		5	4 %	25 %
2	5-3	-	Вейвлет	5	25,1 %	25,9 %

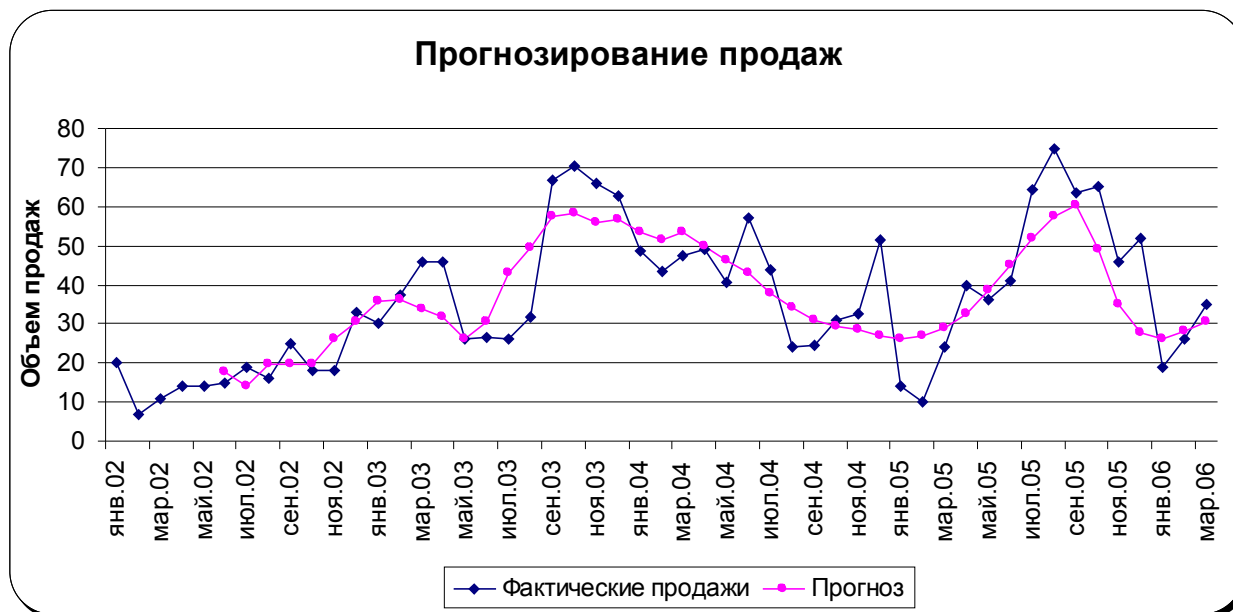


Рисунок 2 – Сконструированная модель №1

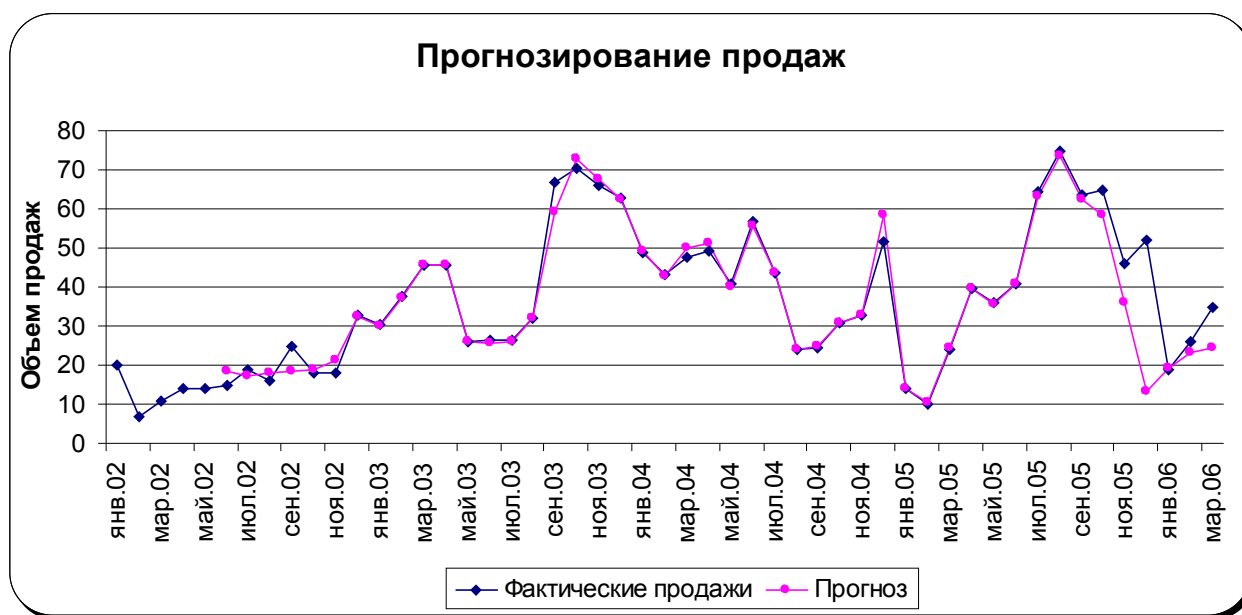


Рисунок 2 – Сконструированная модель №2

Обе созданные модели показывают вполне хороший результат на тестовой выборке. Использование комитета из этих двух сетей позволит сократить ошибку до 24 %. Также с этими двумя сетями был проведен эксперимент по дообучению на вновь поступающих реальных значениях. В результате него общая ошибка комитета снизилась до 21,5 %, что следует признать хорошим результатом.

Результаты тестирования созданной модели адаптивной автоматизированной системы нейропрогнозирования показали ее эффективность. Полная программная реализация описанной модели позволит значительно сократить время, затрачиваемое на прогнозирование различных показателей в прикладных задачах. Учитывая минимальные требования к участию пользователя в функционировании модели, данный блок имеет большие перспективы по использованию в составе других аналитических информационных систем.

Обе созданные модели показывают вполне хороший результат на тестовой выборке. Использование комитета из этих двух сетей позволит сократить ошибку до 24 %. Также с этими двумя сетями был проведен эксперимент по дообучению на вновь поступающих реальных значениях. В результате

него общая ошибка комитета снизилась до 21,5 %, что следует признать хорошим результатом.

Выводы

Результаты тестирования созданной модели адаптивной автоматизированной системы нейропрогнозирования показали ее эффективность. Полная программная реализация описанной модели позволит значительно сократить время, затрачиваемое на прогнозирование различных показателей в прикладных задачах. Учитывая минимальные требования к участию пользователя в функционировании модели, данный блок имеет большие перспективы по использованию в составе других аналитических информационных систем.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Нейроинформатика / А.Н. Горбань, В.Л. Дунин-Барковский, А.Н. Кирдин, Е.М. Миркес, А.Ю. Новоходько, Д.А. Россиев, С.А. Терехов, М.Ю. Сенашова, В.Г. Царегородцев. – Новосибирск: Наука, Сибирская издательская фирма РАН, 1998. – 296 с.
2. Пятковский О.И. Интеллектуальные компоненты автоматизированных систем управления предприятием: Монография. – Барнаул: Изд-во АлтГТУ, 1999. – 351 с.