

правильные и наиболее оптимальные решения при формировании и реализации кадровой политики и стратегии в организациях и на предприятиях нашей республики.

Список использованных источников

1. Vankevich Alena. Personnel strategy and their realization at the belarusian enterprises // Journal of Business Economics and Management. – 2005, vol VI. - № 2. – p. 101-112.
2. www.belstat.gov.by

УДК 004.4

**АНАЛИЗ ВОЗМОЖНОСТЕЙ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ
ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ**

В.Л. Шарстнев, Е.Ю. Вардомацкая

УО «Витебский государственный технологический университет»

Данные, характеризующие изменение явления во времени называются рядами динамики, или временными рядами. Основная цель изучения подобных рядов заключается в прогнозировании их развития. При этом следует учитывать некоторые моменты:

- Хороший прогноз можно получить практически только для детерминированного ряда, развитие которого и так известно.
- Прогноз предполагает, что в будущем не произойдет каких-либо существенных изменений факторов, которые могут повлиять на ряд.
- Как правило, отдача от прогнозирования достигается при применении комплексных решений, включающих не только методы прогноза, но и средства оптимизации.

В качестве объекта исследования были использованы показатели ежемесячного уровня реализации продукции одного из предприятий легкой промышленности г. Витебска за период 1995-2006 г.г., представленные в виде временного ряда (см. рис. 1).

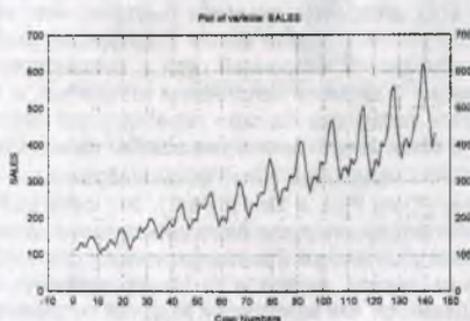


Рисунок 1 - Исходный временной ряд

Трудно ожидать, что исходный временной ряд (распределенные во времени уровни реализации продукции) будет детерминированным; продажи подвержены влиянию со стороны многих факторов, учесть которые практически невозможно. Ряд, который бу-

дет рассмотрен, сформировался за одиннадцать лет, содержит более 140 наблюдений и характеризуется рядом особенностей:

- сложной сезонной структурой;
- наличием низко- и высокочастотных периодических компонент;
- достаточным периодом развития и отслеживания во времени;
- неустойчивыми колебаниями в отчетном периоде.

Все это затрудняет построение прогноза достаточно трудоемкими классическими методами и требует проведения предварительных преобразований. Для этого может быть использован инструмент классической сезонной декомпозиции: сглаживание ряда с известным (экспертно определенным) периодом, равным 1 месяцу, исключение сезонной составляющей с периодом 12, идентификация (подгонка) модели к временному ряду, оценка качества модели или степени ее адекватности данным. Полученный в результате этих преобразований ряд изменений может быть использован для попытки построения среднесрочного прогноза будущих значений длиной в несколько месяцев.

Таким образом, целью исследования была поставлена задача анализа реального временного ряда: построение модели сезонного ряда, оценка адекватности этой модели и на основе наблюдаемых значений прогнозирование будущих значений объемов реализации готовой продукции на 24 месяца вперед.

Несмотря на то, что на графике уровней реализации четко выделяется годовая сезонная компонента и ряд подвержен высокочастотным блужданиям небольшой амплитуды (см. рис.1), использование нейронных сетей избавляет от необходимости придерживаться какой-то определенной сезонной или трендовой модели. Поэтому для реализации этой цели был использован механизм построения и обучения нейронной сети, аппроксимирующей исходный временной ряд, в среде *Statistica Neural Network*.

Успех экспериментов по поиску наилучшего типа и архитектуры сети существенным образом зависит от качества и скорости алгоритмов обучения сети. В системе *STATISTICA Neural Networks* реализованы самые лучшие на сегодняшний день обучающие алгоритмы. Так, для обучения многослойных персептронов в системе *STATISTICA Neural Networks* реализован, прежде всего, метод обратного распространения - с меняющимися во времени скоростью обучения и коэффициентом инерции. Кроме этого, в системе *STATISTICA Neural Networks* реализованы два быстрых алгоритма второго порядка - методы сопряженных градиентов и Левенберга-Маркара (последний представляет собой необычайно мощный современный алгоритм нелинейной оптимизации). Оба этих алгоритма сходятся быстрее, чем метод обратного распространения, и при этом обычно выдают более подходящее решение. Во время работы алгоритма поиска подходящей нейронной сети в соответствующем диалоговом окне приводится информация о времени исполнения алгоритма, а так же о рассмотренных нейронных сетях. Цель алгоритма поиска - перебор ряда нейросетевых конфигураций и выбор наилучшей с точки зрения минимума ошибки на выходе сети.

После обучения 50-ти нейронных сетей были выбраны две с наименьшей тестовой производительностью (*Train Perf.* и *Select Perf.*). Это сеть MLP s15 1:15-4-1:1, построенная на основе архитектуры многослойного персептрона, и сеть RBF s15 1:15-20-1:1, построенная на основе радиальной базисной функции (см. рис.2). Интересным моментом при построении нейросети является то, что переменная, отвечающая за сглаженный ряд, должна задаваться как выходная и входная непрерывная переменная.

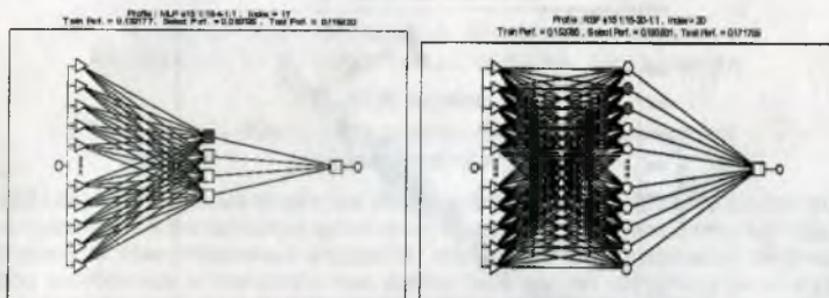


Рисунок 2 - Графическая иллюстрация построенных нейронных сетей

Непосредственный прогноз получается прогоном наблюдений через нейронную сеть – строится проекция временного ряда. Задав проекцию на 24 наблюдения (2 года) можно получить будущие значения (Var2.17 Var2.20) и построить графики удлинения исходного временного ряда MLP15 и RBF15, как показано на рисунке 3.

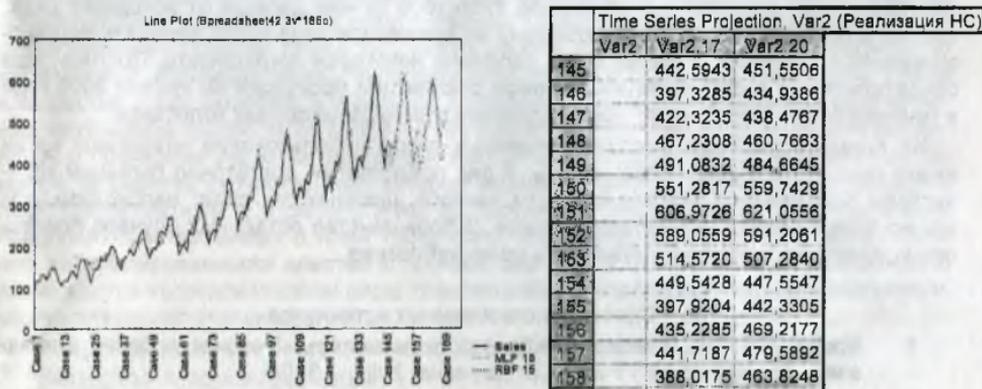


Рисунок 3 - Прогноз временного ряда

Прогнозный ряд короче наблюдаемого на некоторое число наблюдений. Это связано с тем, что некоторое число наблюдений было потеряно как следствие формирования окна для нейронной сети.

Об адекватности построенной нейромодели можно судить например по графику остатков: чем ближе его точки расположены к прямой проведенной под углом 45° к оси ОХ, тем модель устойчивей *(см. рис.4).

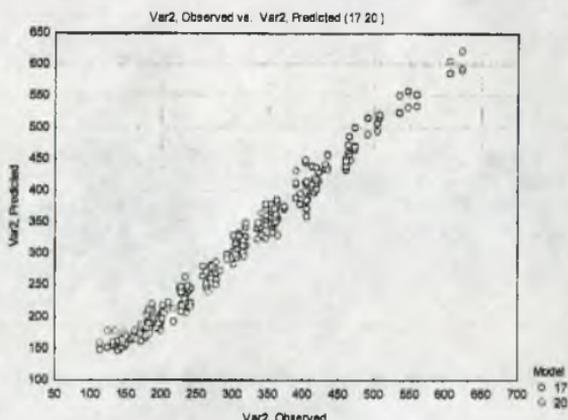


Рисунок 4 - График остатков

Полученные результаты можно считать вполне достоверными, так как значения исходного ряда за 1995-2006 года и спрогнозированные нейромоделями на базе MLP s15 1:15-4-1:1 и RBF s15 1:15-20-1:1 за тот же период, практически идентичны. Однако логично предположить, что спрогнозированные значения на 2007-2008 годы будут менее точны, чем аналогичные за период 1995-2006 (и чем дальше от исходного ряда, тем больше величина ошибки), поскольку во временное окно будут попадать спрогнозированные значения, в которых уже заложена некоторая погрешность. Прогноз ряда свидетельствует о стабилизации объемов реализации продукции на уровне 2006 года в течение ближайших 2-х лет при сохранении сезонных месячных колебаний.

На примере задач по анализу временных рядов использование нейронных сетей имеет смысл в случаях, когда: исходный ряд представлен достаточно большим количеством переменных; нет возможности выявить цикличность ряда; необходимы как можно более точные результаты анализа. В большинстве остальных случаев приемы статистического анализа использовать целесообразнее.

Список использованных источников

1. Комарцова Л.Г., Максимов А.В. Нейрокомпьютеры. Учебное пособие для вузов. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2002. – 320с/
2. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей: пер. с англ. М.: ИД «Вильямс», 2001.
3. Сайт Министерства статистики и анализа республики Беларусь – <http://www.belstat.gov.by/>
4. Internet-pecыпc StatSoft <http://www.statsoft.ru>