

Использование нейросетей в прогнозировании работы предприятий легкой промышленности

Дата: 30/12/2007

Номер: (12) УЭКС, 4/2007

Аннотация: Основная цель изучения рядов динамики 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. Использование нейронных сетей в анализе временных рядов имеет смысл в тех случаях, когда: исходный ряд представлен достаточно большим количеством переменных; нет возможности выявить цикличность ряда; необходимы как можно более точные результаты анализа.

Abstract: The main objective of studying of numbers of dynamics consists in forecasting of their development. Thus it is necessary to consider some moments: the good forecast can be received practically only for the determined number, which development and so it is known; the forecast assumes, that in the future there will be no essential changes of factors which can affect a number; as a rule, return from forecasting is reached at application of the complex decisions including not only methods of the forecast, but also optimisation means. Use of neural networks in the analysis of time numbers makes sense when: an initial number is presented by enough considerable quantity of variables; there is no possibility to reveal recurrence of a number; as more as possible exact results of the analysis are necessary.

Ключевые слова: нейросети, прогнозирование, нейромодели

Keywords: neironetworks, forecasting, neiromodels

Шарстнев Владимир Леонидович
кандидат технических наук, доцент

Вардомацкая Елена Юрьевна
Республика Беларусь, Витебский государственный технологический университет

Выходные данные статьи: Шарстнев, В.Л. Использование нейросетей в прогнозировании работы предприятий легкой промышленности / В.Л.Шарстнев, Е.Ю.Вардомацкая // Управление экономическими системами: электрон. науч. журн. / Кисловодский институт экономики и права - [Электронный ресурс]. – Киров: ООО "Международный центр научно-исследовательских проектов", 2007. - № 4 (12). - № гос регистрации статьи 0420700034/0028. - Режим доступа к журн.: <http://uecs.mcnp.ru>.

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 был использован временной ряд, описывающей ежемесячный уровень реализации продукции одного из предприятий легкой промышленности г. Витебска за период 1995-2006 г.г. (см. рис.1).

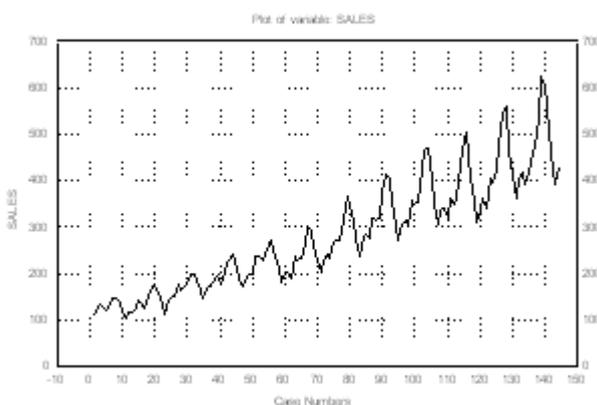


Рис.1. Исходный временной ряд

Трудно ожидать, что исходный временной ряд (распределенные во времени уровни реализации продукции) будет детерминированным, так как продажи подвержены влиянию со стороны многих факторов, учесть которые практически невозможно. Ряд, который будет 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, была сформулирована задача анализа реального временного ряда: построение модели временного 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 *StatisticaNeuralNetwork*.

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 одни из самых лучших на сегодняшний день обучающих алгоритмов.

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).

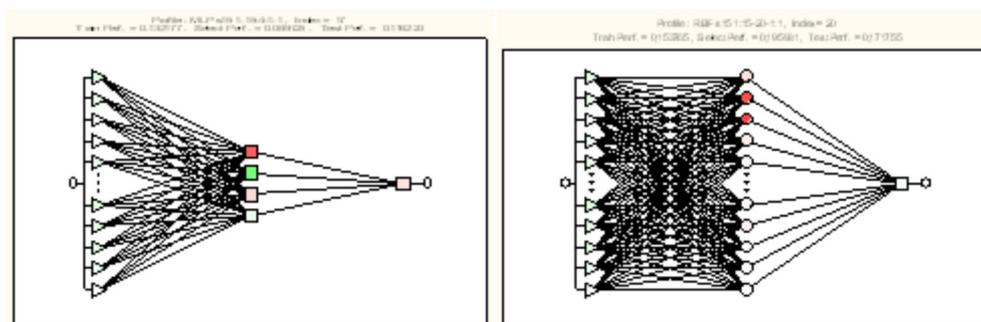


Рис. 2. Графическая иллюстрация построенных нейронных сетей

Следует отметить, что при построении нейросети переменная, отвечающая за сглаженный ряд, должна задаваться как выходная и входная непрерывная переменная.

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.

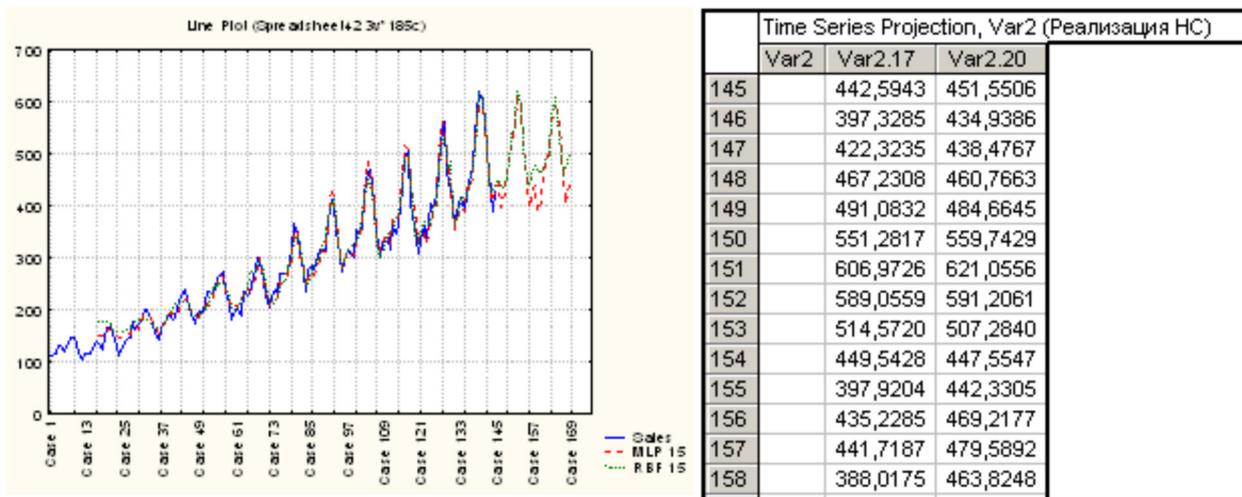


Рис.3. Прогноз временного ряда

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 OX, тем модель устойчивей (см. рис.4).

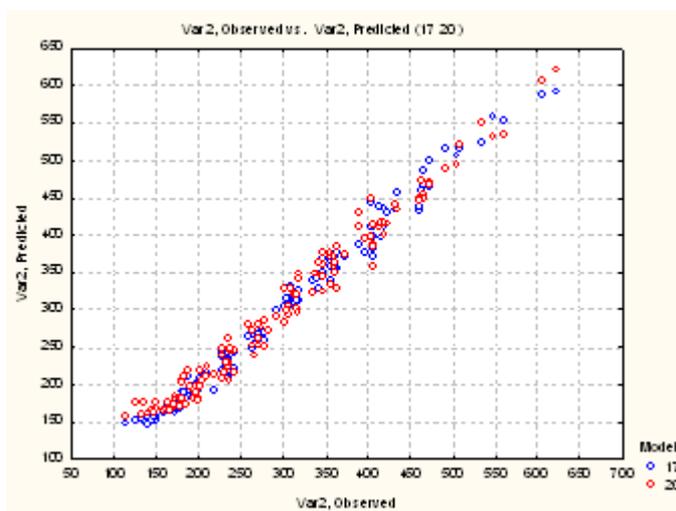


Рис.4. График остатков

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.

Использование нейронных сетей в анализе временных рядов имеет смысл в тех 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 использование приемов статистического анализа целесообразнее.

Литература

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-ресурс StatSoft <http://www.statsoft.ru>

№ гос регистрации статьи 0420700034/0028

Это статья Электронный научный журнал "Управление экономическими системами"
<http://uecs.mcniip.ru>

URL этой статьи:

<http://uecs.mcniip.ru/modules.php?name=News&file=article&sid=91>