

РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ АВТОМАТИЧЕСКОГО КОНСТРУИРОВАНИЯ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА

О.И. Пятковский, А.С. Авдеев

В статье рассмотрены вопросы создания автоматизированной системы прогнозирования на основе использования искусственных нейронных сетей и применения методов предобработки данных.

Изучение и прогнозирование спроса на продукцию фирмы является одной из основных функций маркетинга. Решение задач оценки спроса проводится в пространстве и во времени. Пространство определяется территорией исследуемого рынка. Это может быть страна в целом, какая-либо ее часть, регион, область, город, район и т. д. Во времени происходит развитие спроса от зарождения через становление к отмиранию.

Спрос — сложное социально - экономическое явление, которое складывается и развивается в определенных условиях под влиянием различных по своей природе взаимосвязанных факторов (численность населения, реальные доходы населения, динамика цен и т.п.).

Прогнозирование – это род предвидения, поскольку имеет дело с получением информации о будущем.

Прогноз служит основой создания маркетинговой программы и производственного плана. Его цель — дать наиболее вероятные альтернативные пути развития исследуемого рынка при заданном уровне знаний и закладываемых предпосылках. Следовательно, прогнозирование спроса представляет собой исследование будущего (возможного) спроса на товары (услуги) в целях обоснования инвестиций, а также производственных планов.

От эффективности и точности прогноза напрямую зависит общий успех деятельности любой фирмы.

Цели применения методов прогнозирования маркетинговыми-аналитиками могут быть различными. С их помощью, аналитики хотят решить самые различные задачи построения прогнозов продаж. И в каждом случае, требуется правильно сформулировать условия решения задачи, выбрать метод, который был бы адекватен статистической природе изучаемых временных рядов. Таким образом, выбранный метод прогнозирования должен обладать максимальной универсальностью и вместе с тем простотой.

В последнее время все большее распространение получают системы нейросетевого прогнозирования.

Использование нейронных сетей позволяет человеку передать автоматизированной системе свой опыт. Наличие опыта позволяет решить задачу, даже если ранее подобные не встречались.

У данного метода можно легко выделить ряд преимуществ:

- отсутствие формальной модели и при этом нетребовательность к большому объему статистических данных;
- быстрая адаптация к изменившимся условиям;
- нетребовательность к знаниям пользователя.

Данный метод имеет один важный недостаток – логическую непрозрачность получаемых результатов.

Теоретически использование нейросетевого прогнозирования должно быть очень удобно для простого пользователя, т.к. не требует от него никаких специальных знаний, и способно решать задачи практически любой сложности. Однако на практике оказывается, что получение грамотной нейросетевой модели, способной решать задачу прогнозирования, очень сложный процесс. При нейропрогнозировании пользователь сталкивается с большим числом настроек на каждом этапе формирования обучающей выборки и обучения нейронной сети. Даже при небольшом количестве вариантов настроек на каждом этапе в итоге мы можем получить свыше 1000(!) различных нейросетевых моделей, каждая из которых будет решать задачу прогнозирования (более или менее удачно). Понятно, что провести такое количество экспериментов для каждой решаемой задачи, а тем более выбрать лучшую модель – нереально.

Поэтому необходимо автоматизировать процесс поиска наилучшей нейросетевой модели.

На рис. 1 представлена модель системы нейропрогнозирования в виде «черного ящика».

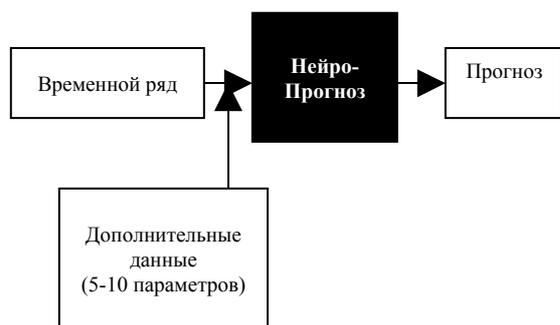


Рисунок 1 – Система «НейроПрогноз» в виде черного ящика

Весь процесс поиска оптимальной модели осуществляется автоматически и независимо от пользователя. На вход системы подаются фактические данные временного ряда, а также небольшой набор дополнительных параметров, которые позволяют оптимизировать процесс прогнозирования (сведения о сезонности, пиках временного ряда и т.д.).

Основная сложность при построении нейросетевой модели прогнозирования заключается в том, что этот процесс состоит из 2 больших этапов, каждый из которых, в свою очередь проходит через несколько стадий (рис. 2). А до завершения последнего из них невозможно сказать насколько эффективны были все предыдущие действия.

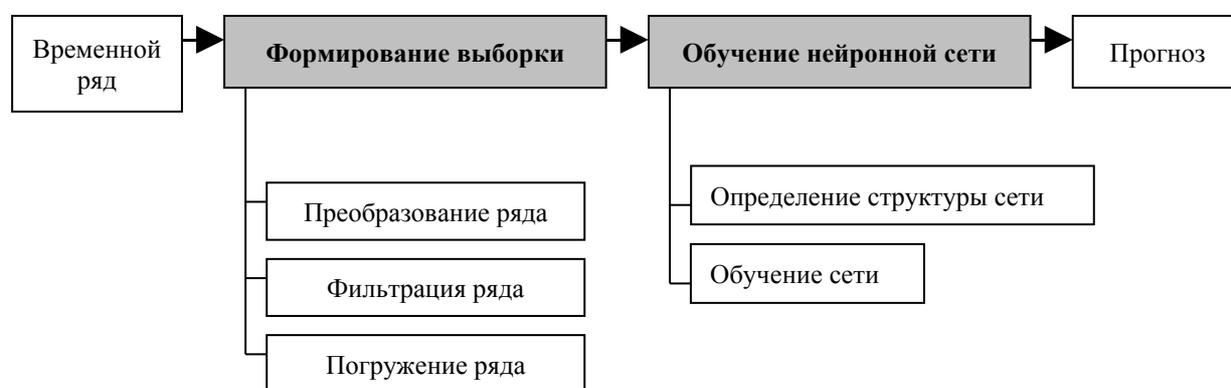


Рисунок 2– Поэтапный процесс получения нейросетевой модели

Все этапы должны выполняться системой автоматически, а в конце должен делаться вывод об эффективности, полученной нейросетевой модели. Опишем подробнее каждый этап.

Формирование выборки – преобразование исходного временного ряда в обучающую выборку для нейронной сети, используя которую можно добиться хороших результатов прогнозирования.

Преобразование ряда. Для задач нейросетевого прогнозирования рекомендуется использовать не значения показателей, а их относительные величины. Например, используется преобразование ряда типа: $x_i - x_{i-1}$ или $\log(x_i - x_{i-1})$. После таких преобразований нейронная сеть лучше улавливает закономерности в динамике значений. Используются и другие алгоритмы предобработки.

Фильтрация. Необходимость в фильтрации данных возникает каждый раз, когда нужно отделить реальное значение того или иного показателя от искажающего его шума. Цель процесса фильтрации данных – наилуч-

шее восстановление первоначального сигнала на фоне помехи, или определение наличия полезного сигнала, или разрешение (различение) нескольких сигналов, присутствующих во входной последовательности.

Существует достаточно много методов фильтрации данных. С их помощью снижается размерность ряда, отделяются трендовые изменения (движения показателя) от не трендовых, экстремумы от равномерного развития. Эти методы подтверждают тот или иной сценарий развития значения показателя – рост, спад, отсутствие серьезных движений. Наиболее часто используются следующие методы фильтрации:

- метод скользящей средней;
- экспоненциальное сглаживание;
- медианное сглаживание;
- вейвлет-преобразование.

Погружение ряда. Заключительным этапом подготовки временного ряда к обучению нейронной сети является его погружение в N-шаговое пространство. Наиболее часто используется метод «скользящего окна». Шири-

РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ АВТОМАТИЧЕСКОГО КОНСТРУИРОВАНИЯ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА

на «окна» характеризует величину погружения ряда – количество прошлых значений, влияющих на текущее.

Обучение нейронной сети. В данном случае под этим определением понимается процесс получения нейронной сети, которая решает поставленную задачу оптимальным образом. Выполняется в два этапа: создание структуры сети и непосредственно обучение созданной нейронной сети.

1 этап – создание структуры сети. Определение количества слоев в сети и количества нейронов на каждом из слоев.

2 этап – обучение нейронной сети. Модификация синаптических весов сети таким образом, чтобы сеть решала задачу наилучшим образом.

После выполнения первого этапа (предобработка данных) мы получим обучающую выборку для нейронной сети. Для получения прогноза необходимо еще создать структуру нейронной сети и обучить ее, а этот процесс занимает довольно много времени.

Главная проблема всех существующих методик прогнозирования заключается в том, что об эффективности прогнозирования можно судить только после получения реальных данных за период прогноза. Поэтому очень сложно судить об эффективности модели прогнозирования (нейро или любой другой). Пожалуй, единственно возможный способ определить эффективность модели – это сделать прогноз на период, за который уже есть реальные данные, и оценить точность прогноза. Пример: существует временной ряд

длинной в n периодов, m последних значений будем использовать для теста. Строим модель прогнозирования на $n-m$ периодах и выполняем прогноз на m периодов. По функции невязки между реальными и прогнозными данными за эти периоды и будет определяться эффективность построенной модели прогнозирования.

С другой стороны надо помнить, что обучение нейронной сети – это приведение функции невязки нейронной сети (на обучающей выборке) к минимуму. Однако в задачах прогнозирования наблюдается следующая тенденция: при приведении функции ошибки к малым значениям значительно ухудшается точность прогноза. Исключение составляют временные ряды простейшего вида, которые поддаются точному статистическому прогнозированию. Поэтому при решении нейронной сетью задач прогнозирования, ошибка, получаемая на тестовой выборке, является не просто важной, но и во многом определяющей.

Поэтому рационально будет внести в цикл обучения нейронной сети некоторые изменения. К стандартной функции вычисления ошибки нейронной сети добавляется взвешенная ошибка на тестовой выборке (рис. 3). Такая совокупная ошибка называется ошибкой обобщения, и именно использование ее в задачах нейропрогнозирования представляет огромный интерес.

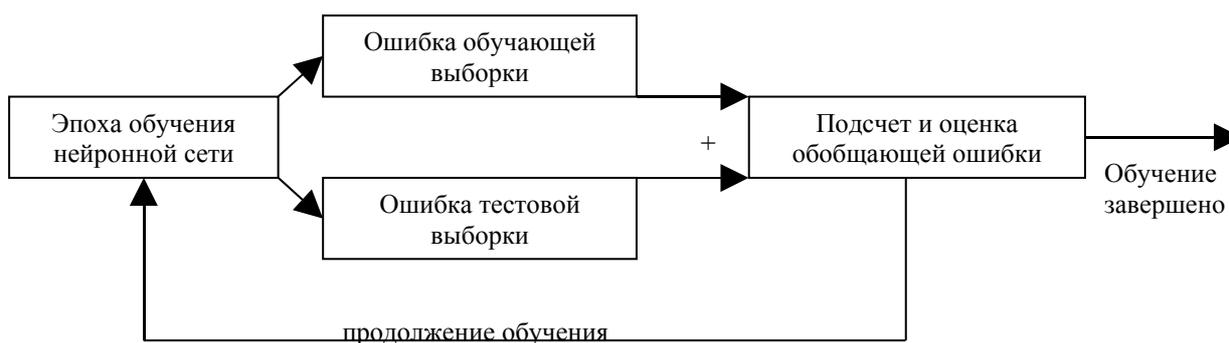


Рисунок 3 – Модифицированный цикл обучения нейронной сети

В итоге получаем модель (алгоритм) автоматического построения нейропрогноза представленную на рис. 4.

В процессе функционирования система перебирает все возможные варианты предобработки данных и обучения нейрон-

ных сетей. В итоге остается наилучшая модель.

Кроме того, на стадии формирования обучающей выборки осуществляется дополнительный контроль за моделированием. Существует ряд методов, которые позволяют оце-

нить степень пригодности обучающей выборки, ее репрезентативность и т.д.

На основе этих методов значительную часть полученных обучающих выборок можно отбросить без конструирования и обучения нейронных сетей. На этой стадии можно использовать как простейшие статистические методы анализа, так и другие методы: оценка выборки с помощью константы

Липшица, анализ выборки на непротиворечивость, анализ выбросов и т.д.

Описанный алгоритм конструирования и часть алгоритмов анализа были реализованы в АИС «Нейро-Аналитик». На данном программном комплексе проводился ряд экспериментов по прогнозированию продаж автомобилей на ОАО «Алтай-Лада». Пример прогноза с использованием созданного программного комплекса приведен на рис. 5 и рис. 6.

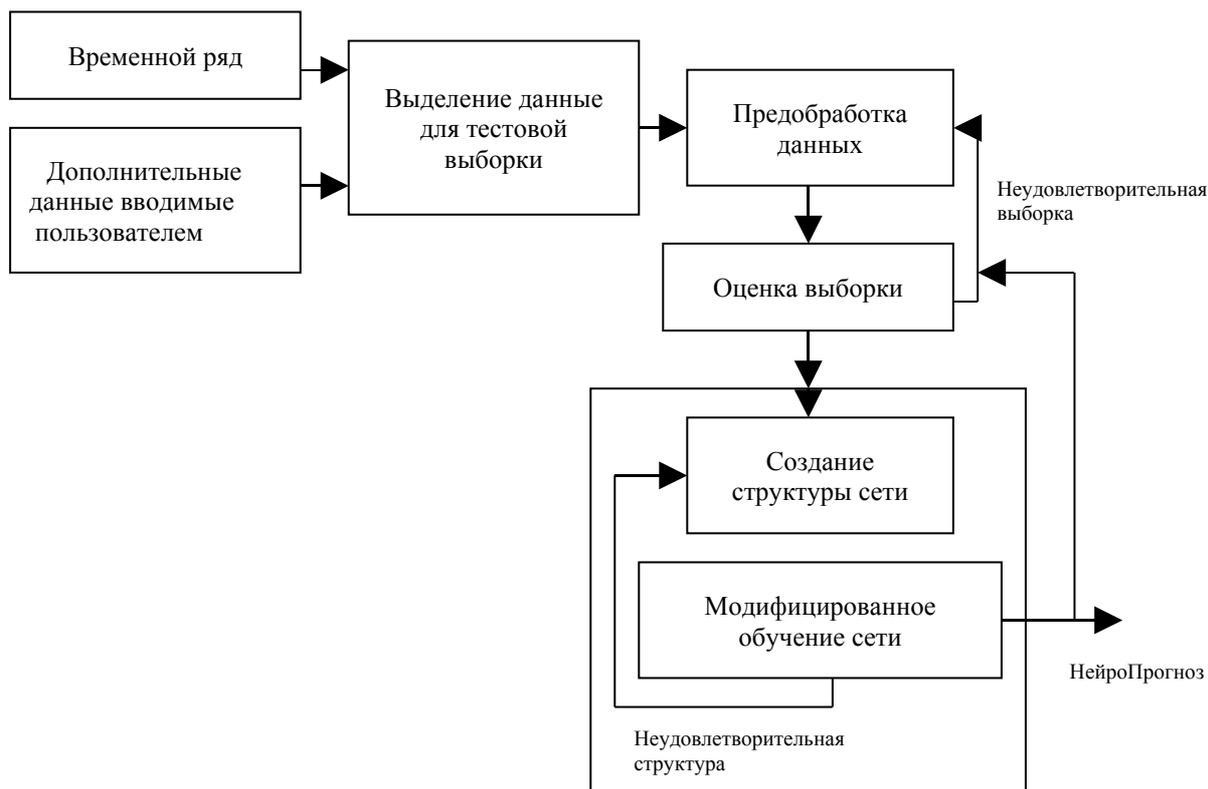


Рисунок 4 – Процесс автоматизированного построения нейропрогноза

В ходе экспериментов использовались данные о месячных продажах автомобилей десятого семейства за 2004-2005 гг. В результате эксперимента были получены следующие сведения: для данной задачи оптимальным является следующий набор параметров:

- временной ряд без предобработки;
- фильтр Хэмминга;
- шаг погружения равен 5;
- структура сети: 3 слоя(3,2,1 нейрон);
- алгоритм обучения CSG.

Итоговая ошибка обучения составила 5 %. Ошибка на тестовой выборке (4 последних месяца 2005 г.) составила 18 %, что является неплохим результатом.

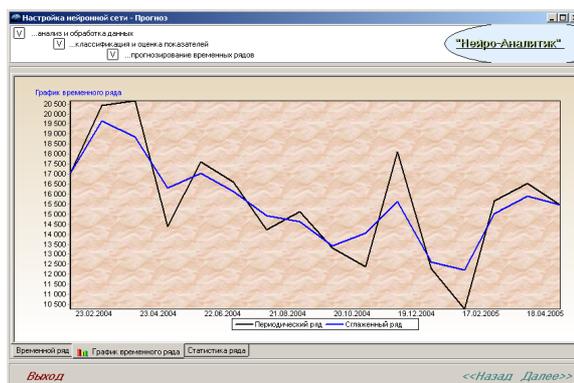


Рисунок 5 – Фильтрация временного ряда

РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ АВТОМАТИЧЕСКОГО КОНСТРУИРОВАНИЯ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА

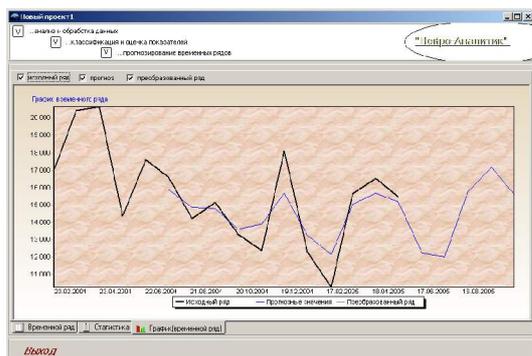


Рисунок 6 – Результат нейропрогноза

ЛИТЕРАТУРА

1. Пятковский О.И. Интеллектуальные компоненты автоматизированных информационных систем управления предприятием. Монография - Барнаул: Изд-во АлтГТУ.-1999.-351 с.
2. Данько Т.П., Ходимчук М.А. Системы искусственного интеллекта в разработке корпоративных маркетинговых стратегий // <http://dis.ru>.
3. Мазманова Б.Г. Основы теории и практики прогнозирования: учебное пособие. Екатеринбург: ИПК УГТУ, 1998.
4. Журнал «Проблемы прогнозирования».