

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В ЗАДАЧАХ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

САРКИСЯН С.Г, ОВАКИМЯН А.С, ХАРАТЯН А.А.

АРМЕНИЯ, ЕРЕВАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ

Аннотация. Часто при решении экономических задач по прогнозированию необходимо преодолевать трудности, связанные с такими особенностями данных как нестационарность, неполнота, неизвестное распределение. В этих случаях статистические методы оказываются не вполне удовлетворительными. Тогда целесообразно использовать нейросетевые технологии, которые нашли широкое применение для решения задач во многих областях.

В данной работе представлены результаты прогнозирования временного ряда некоторых экономических показателей средствами нейронных сетей. Сеть построена и реализована в среде RStudio.

Ключевые слова: временной ряд, искусственные нейронные сети, прогнозирование, обучающая выборка.

1. Введение

В настоящее время активно развиваются системы искусственного интеллекта, базируемые на использовании аппарата искусственных нейронных сетей. Способность нейронной сети к разносторонней обработке информации следует из ее способности к обобщению и выделению скрытых зависимостей между входными и выходными данными. Большим преимуществом нейронных сетей является то, что они способны к обучению и обобщению накопленных знаний. С помощью нейронных сетей решается широкий круг проблем: построение моделей объектов при их сильной зашумленности и недостатке информации, распознавание образов, кластеризация данных и т.д. [1]. Имеются попытки использования искусственных нейронных сетей и в задачах прогнозирования, где основой для прогнозирования служит историческая

информация, хранящаяся в виде временных рядов. Прогнозирование временных рядов является важной научно-технической проблемой, так как позволяет предсказать поведение различных факторов в экологических, экономических, социальных и иных системах [2].

Целью данной работы является использования нейронных сетей в задачах прогнозирования временных рядов. Создана модель нейронной сети для прогноза временного ряда некоторых экономических показателей. Модель реализована в среде RStudio.

2. Постановка задачи

Основной целью любого прогнозирования является создание модели, которая позволяет заглянуть в будущее и оценить тенденции в изменениях того или иного фактора. Качество прогноза в таком случае зависит от наличия предыстории изменяемого фактора, погрешностей измерения рассматриваемой величины и других факторов. Формально, это может быть сформулировано следующим образом: найти функцию f , позволяющую оценить значение переменной x в момент времени $(t + d)$ по ее N предыдущим значениям, так чтобы

$$x(t + d) = f(x(t), x(t - 1), \dots, x(t - N + 1)),$$

Обычно d берется равным единице, то есть функция f прогнозирует следующее значение x .

Временной ряд представляет собой последовательность наблюдаемых значений какого-либо признака, упорядоченных в неслучайные моменты времени. Отличием анализа временных рядов от анализа случайных выборок является предположение о равных промежутках времени между наблюдениями и их хронологический порядок. Привязка наблюдений ко времени играет ключевую роль. Типичными примерами временных рядов является информация, накопленная в разнообразных базах данных, если она расположена в хронологическом порядке и произведена в последовательные моменты времени [4].

При решении задачи прогнозирования необходимо идентифицировать переменные, которые будут прогнозироваться, временные параметры и степень точности прогноза. Часто при решении задач прогнозирования возникает необходимость предсказания не самой переменной, а изменений ее значений. Точность прогноза, требуемая для решения конкретной задачи, оказывает большое влияние на прогнозирующую систему. Ошибка прогноза зависит от используемой системы прогноза. Чем больше ресурсов имеет такая система, тем больше шансов получить более точный прогноз. Однако прогнозирование не может полностью уничтожить риски при принятии решений. Поэтому всегда учитывается возможная ошибка прогнозирования. Точность прогноза характеризуется ошибкой прогноза.

Основными составляющими временного ряда являются тренд и сезонная компонента, которые часто присутствуют во временном ряде одновременно [3]. В процессе подготовки данных для прогнозирования аналитику следует определить, обладает ли ряд, который он анализирует, свойствами тренда и сезонности. Свойство сезонности важно при определении количества данных, которые будут использоваться для прогнозирования.

Отметим, что часто аналитику трудно принять решения относительно этих характеристик, в то время как аппарат ИНС подразумевает минимальное участие аналитика в формировании модели. Способность нейросетевых моделей к обучению позволяет выявить скрытые взаимосвязи и закономерности между данными, а алгоритмы обучения адаптируют весовые коэффициенты в соответствии со структурой данных, представленных для обучения [2, 4].

3. Нейронные сети и задачи прогнозирования

Моделирование ВР с использованием аппарата ИНС заключается в формировании ИНС определенной структуры, описывающей поведение исследуемой системы в заранее известные моменты времени, а прогнозирование заключается в предсказании будущего поведения системы по предыстории. При обучении таких ИНС изменение весовых

коэффициентов происходит на основании изменения фактической погрешности прогнозирования на итерациях.

Определенной сложностью в построении ИНС-модели является формирование обучающей выборки, которая должна выполнять требования к полноте и непротиворечивости. Для проверки обучающей выборки на соответствие требованиям необходима оценка их качества, непосредственно определение понятий качества выборки, критериев оценки качества и разработки математического аппарата для их однозначной оценки. Для повышения прогностической способности нейросети необходимы, дополнительные преобразования, такие как фильтрация и восстановление данных [4,5]. При обучении с учителем для каждого обучающего входного примера требуется знание правильного ответа или функции оценки качества ответа. Нейронной сети предъявляются значения входных и выходных сигналов, а она по определенному алгоритму подстраивает веса синаптических связей. В процессе обучения производится корректировка весов сети по результатам сравнения фактических выходных значений с известными заранее выходными значениями.

При подготовке данных для обучения нейронной сети необходимо обращать внимание на следующие существенные моменты. Время, требуемое для обучения сети, зависит как от количества выборок в обучающем наборе, так и от самой выборки. Следует определить наличие выбросов и оценить необходимость их присутствия в выборке. Обучающая выборка должна быть представительной. Существуют разные эвристики по выбору “скользящего окна”, обзоревающего участок временного ряда, используемый как вход нейронной сети [5]. Для нахождения корректного размера N скользящего окна выполняется его инкрементальный поиск, начиная со значения 1. Для данного значения N формируется множество векторов со значениями входной переменной. На этом множестве рассматривается бинарное отношение “ближайшего соседа” с использованием некоторой метрики. В качестве требуемого значения N берется такое значение, при котором количество “дальних соседей” не

превосходит некоторого заранее заданного достаточно малого порогового значения.

Поскольку нейронная сеть работает только с числовыми входными данными, важным этапом при подготовке данных является преобразование и кодирование данных. При использовании на вход нейронной сети следует подавать значения из того же или ближнего диапазона, на котором она обучалась. Данные, предназначенные для обучения, должны быть нормализованы. Целью нормализации значений является преобразование данных к виду, который наиболее подходит для обработки, то есть данные, поступающие на вход нейросети, должны иметь числовой тип, а их значения должны быть распределены в определенном диапазоне [6]. Выбор структуры нейронной сети обуславливается спецификой и сложностью решаемой задачи. Для решения некоторых типов задач разработаны оптимальные конфигурации [4, 6].

Нами рассмотрена задача прогнозирования временного ряда, представляющего динамику индекса потребительских цен в РА. Использовались данные за период 1996-2013гг. Построена модель многослойного персептрона с 30 входами, 5 нейронами скрытого слоя и одним выходом. В качестве функции активации нейронов скрытого слоя использована логистическая сигмоидная функция

$$Y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

На фазе обучения с порогом ошибки обучения 0.01 были скорректированы параметры сети и уточнена ее архитектура с целью минимизации ошибки прогноза.

Построенная сеть протестирована для 40 выборок. Сеть использована для прогноза данных на 3-ий квартал 2013 года и 1-ый квартал 2014 года (рис.1). Результаты работы нейронной сети подтвердились дальнейшим ростом цен.



Рис.1. Значения, прогнозированные сетью

Заключение

При решении экономических задач предлагается использовать нейросетевые технологии, которые нашли широкое применение во многих областях.

В работе представлены результаты прогнозирования временного ряда некоторых экономических показателей средствами нейронных сетей. Сеть построена и реализована в среде RStudio.

Список литературы:

1. Bishop C.M. Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford University Press, 2003
2. Солдатова О.П., Семенов В.В.// Применение нейронных сетей для решения задач прогнозирования. Электронный научный журнал, <http://zhurnal.gpi.ru/articles/2006/136.pdf>
3. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление: М. Мир,1974.
4. Laura E. Carter-Greaves. Time Series prediction with Feed-Forward Neural Networks, <http://neuroph.sourceforge.net>
5. Ababarnel H., D., I., Brown R., Sidorowich J., L. and Tsimring L., S., The analysis of observed chaotic data in physical systems. //Reviews of Modern Physics, Vol. 65, No. 4, pp.1331-392, 1993
6. Iffat A. Gheyas, Leslie S. Smith. Smith. A Neural Network Approach to Time Series Forecasting. //Proceedings of the World Congress on Engineering, Vol II, WCE 2009, July 1 - 3, 2009, London