

УДК 004.032.26

РАСЧЕТ ГЛУБИНЫ ПРОГНОЗА ПРИ НЕЙРОСЕТЕВОМ ПРОГНОЗИРОВАНИИ НЕСТАЦИОНАРНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

Калиновский К.А.

Днепропетровский национальный университет им. О.Гончара, г.Днепропетровск

Кафедра автоматизированных систем обработки информации

E-mail: kkalynovskyi@gmail.com

Аннотация

Калиновский К.А. Расчет глубины прогноза при нейросетевом прогнозировании нестационарных временных рядов. В статье рассматривается методика определения глубины (горизонта) долгосрочного прогноза на примере прогнозирования валютных курсов с помощью нейросетевых технологий. Рассматриваемая методика основана на анализе временных рядов с точки зрения теории детерминированного хаоса.

Общая постановка проблемы. Одной из важнейших задач, решаемых в различных областях деятельности человека, является прогнозирование. Особо важную роль прогнозирование играет в экономике и финансах, поскольку лежит в основе любой инвестиционной деятельности как средство снижения риска при принятии решений. Для решения задачи прогнозирования широко используется аппарат искусственных нейронных сетей. Нейросетевые технологии являются альтернативой статистическим методам прогнозирования (авторегрессионные модели, модель Бокса-Дженкинса, модели семейства ARCH и др.).

Широкое применение искусственные нейронные сети нашли в прогнозировании валютных курсов на финансовом рынке. Прогнозируемые данные, представляющие собой последовательность котировок валют за определенный промежуток времени, являются классическим примером нестационарных временных рядов.

Формализуем постановку задачи прогнозирования. Пусть в момент времени t_k задан некоторый временной ряд, представляющий собой последовательность из N дискретных отсчетов $\{x(t_{k-N}), x(t_{k-N+1}), \dots, x(t_{k-1}), x(t_k)\}$, полученных в предыдущих периодах. Тогда задачей краткосрочного прогнозирования будет являться определение значения $x(t_{k+1})$ временного ряда в следующий момент времени t_{k+1} . Часто краткосрочного прогнозирования бывает недостаточно, и требуется провести долгосрочный прогноз. Задачей долгосрочного прогнозирования временного ряда является определение M значений $\{x(t_{k+1}), x(t_{k+2}), \dots, x(t_{k+M-1}), x(t_{k+M})\}$ временного ряда в последующие моменты времени $\{t_{k+1}, t_{k+2}, \dots, t_{k+M-1}, t_{k+M}\}$. Величина M называется глубиной или горизонтом долгосрочного прогноза. Определение горизонта прогноза является одной из ключевых задач, решаемых в рамках долгосрочного нейросетевого прогнозирования нестационарных временных рядов. В данной статье рассматривается решение этой задачи с точки зрения подхода к анализу временных рядов, основанного на теории детерминированного хаоса. Новизна проблематики заключается в комбинировании нейросетевого и синергетического подхода к анализу временных рядов.

Анализ исследований и публикаций. Подход к анализу временных рядов с точки зрения теории детерминированного хаоса предложен в 80-х годах. Этот подход противопоставляет хаотическую и стохастическую природу временных рядов. Chorafas в своей работе [1] утверждает, что временные ряды, порожденные хаотической системой, могут выглядеть случайными, но детерминированность хаоса допускает предсказание временного ряда в пределах горизонта прогнозирования. Sauer описывает [2] применение при анализе временных рядов теоремы Такенса, что позволяет количественно измерить

предсказуемость временных рядов и произвести численный расчет горизонта прогнозирования ряда.

Важной является работа Шумского и Ежова [3], в которой они предлагают применение нейросетевых технологий при анализе временных рядов и комбинируют этот метод с подходом, основанном на теории детерминированного хаоса. С помощью нейронных сетей становится возможным построение сложных динамических моделей, используемых при прогнозировании.

Постановка задач исследования. Классическим и одним из наиболее популярных примеров прогнозирования является прогнозирование на валютных и фондовых рынках. Обработываемые данные, представляющие собой динамику цен какого-либо финансового инструмента, выраженную в виде временного ряда, не являются случайными. Поскольку каждый из наблюдаемых временных рядов не является стохастическим, то можно сделать предположение, что он является одной из реализаций некоей хаотической динамической системы. Такой подход позволяет объяснить нестационарное поведение наблюдаемых временных рядов.

Любая хаотическая система полностью описывается аттрактором этой системы, т.е. множеством точек фазового пространства (представляющими собой состояния системы), к которым динамическая система стремится с течением времени. По характеристикам аттрактора системы можно судить о свойствах динамической системы, а значит, и свойствах отдельной ее реализации. Полезным является факт, что аттрактор динамической системы может быть восстановлен даже по одной из ее наблюдаемых реализаций, т.е. из имеющегося временного ряда. Таким образом, важным шагом при анализе временных рядов с точки зрения теории детерминированного хаоса является восстановление аттрактора системы, одной из реализаций которой во времени является наблюдаемый временной ряд.

Одними из характеристиками восстановленного аттрактора являются показатели Ляпунова (экспоненты Ляпунова). Положительное значение старшей экспоненты Ляпунова подтверждает гипотезу о наличии хаоса в динамической системе. Показатели Ляпунова определяют меру расхождения ближайших реализаций системы в фазовом пространстве, поэтому значения этих показателей непосредственно определяют горизонт прогнозирования хаотической системы, а, следовательно, горизонты прогнозирования каждой из ее отдельных реализаций. Горизонт прогнозирования M хаотической системы может быть рассчитан как величина, обратно пропорциональная старшему показателю Ляпунова, поскольку за это время система полностью «забывает» информацию о своем начальном состоянии, т.е. имеющиеся значения временного ряда перестанут влиять на значения временного ряда, находящиеся за пределом горизонта прогнозирования. Следовательно, достоверный прогноз за пределами горизонта прогнозирования невозможен.

Использование описанного подхода к расчету горизонта прогноза нестационарных временных рядов подтверждает теорему Такенса, применимую к хаотическим системам: если временной ряд порождается динамической системой, т.е. наблюдаемые значения $\{x(t_i)\}$ являются произвольной функцией состояний этой системы, то существует такое число d (примерно равное эффективному числу степеней свободы данной динамической системы), что d предыдущих значений временного ряда однозначно определяют следующее значение.

Динамическая система, реализацией которой является временной ряд изменения цены финансового инструмента, не является полностью хаотической, поскольку имеет также и случайную компоненту. Поэтому однозначное определение будущих значений ряда является невозможным, и ошибка прогноза будет увеличиваться с увеличением доли случайной компоненты временного ряда.

Таким образом, целью проводимого исследования является демонстрация применения нейронных сетей и элементов теории детерминированного хаоса к задаче долгосрочного прогнозирования нестационарных временных рядов.

Решение задачи и результаты исследований. Исходными данными для анализа является временной ряд, представляющий собой часовые значения котировок EUR/USD за период 24.11.2009 по 29.03.2010 (рис. 1, а).

В целях увеличения стационарности ряда и снижения количества излишней входной информации, при анализе используются не сами значения ряда в последовательные моменты времени, а изменения цен котировок за каждый из промежутков времени (рис. 1, б).

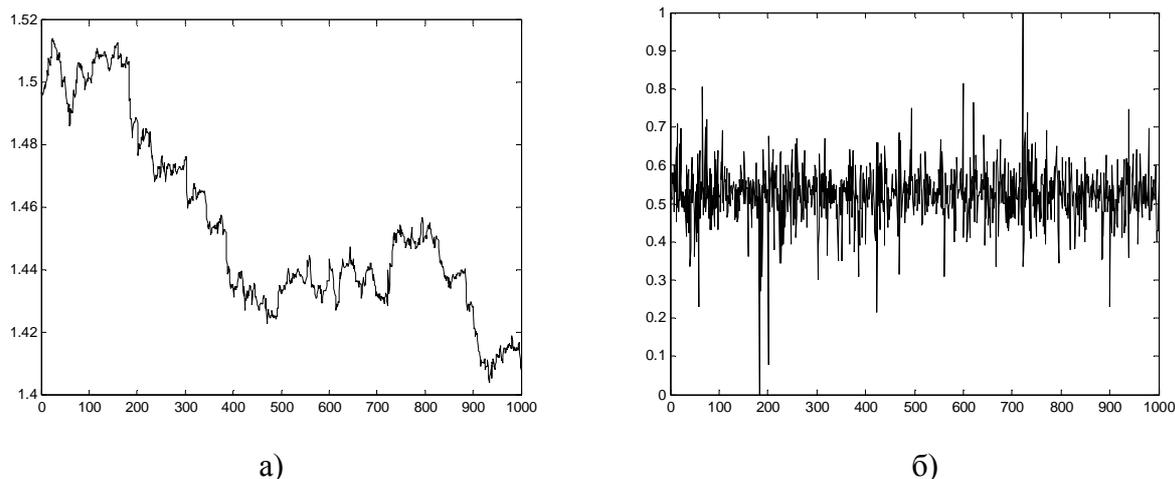


Рисунок 1. Исходные данные для анализа: а – ряд динамики стоимости евро по отношению к доллару, б – ряд нормированных приращений цен.

При прогнозировании использовалась радиально-базисная нейронная сеть (Radial Basis Neural Network) с двумя нейронами во входном слое. На один из входов сети подавались значения нормированных приращений цен, а на другой – приращения цен, усредненные за последние 3 дня, т.е. тренд исходных данных. Использование сглаживающего усредняющего фильтра было необходимо для устранения высокочастотных компонент в исходных данных. На выход сети при ее обучении подавались сдвинутые вперед на величину горизонта прогноза (или меньше) значения скользящего среднего. Таким образом, обученная сеть могла давать прогноз скользящего среднего на величину горизонта прогнозирования. Стоит отметить, что при долгосрочном прогнозировании имеет значение именно прогноз тренда, поскольку это является необходимым для получения реального дохода от предсказаний.

Горизонт прогнозирования рассчитывался через показатели Ляпунова. Вычисление старшей экспоненты Ляпунова производилось с помощью метода Вольфа [4]. Для исходных данных значение этого показателя составило 0,1174. Это означает, что глубина долгосрочного прогноза для исходных данных составляет $1/0,1174 \approx 8$, т.е. после 8-го предсказанного отсчета данные, на которых обучалась нейронная сеть, перестанут влиять на будущее, и для дальнейшего прогнозирования сеть придется «переучивать» с учетом уже предсказанных данных.

При обучении нейронной сети и прогнозе исходные данные делились на два подмножества. Первое подмножество являлось обучающим для нейронной сети (первые 1000 значений). Второе подмножество (следующие 100 значений) являлось неизвестным для обученной нейронной сети и представляло собой исходные значения для проведения прогноза.

Результаты прогнозирования представлены на рис. 2.

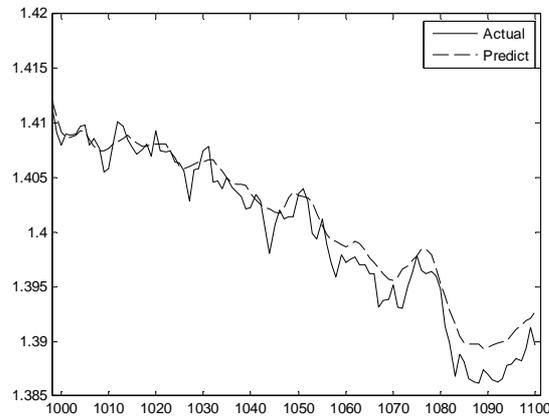


Рисунок 2. Результат прогнозування.

Одним из критериев качества прогнозирующей модели наравне с точностью прогноза является наличие шумового остатка, не содержащего систематической компоненты (рис. 3, а). На рис. 3, б приведен график модуля относительной ошибки предсказания (по горизонтальной оси отложены номера отсчетов прогнозного периода).

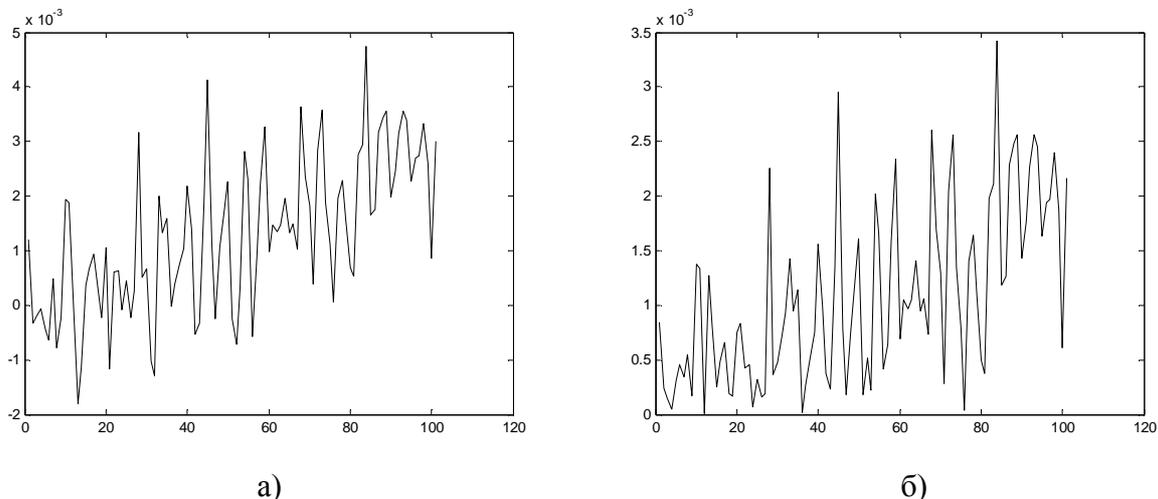


Рисунок 3. Оценка качества прогноза: а – шумовой остаток, б – относительная ошибка прогноза.

Выводы. Наличие увеличивающегося среднего уровня шумового остатка обусловлено ростом ошибки прогнозування, которая, в свою очередь, увеличивается из-за использования самих прогнозируемых значений в качестве части обучающей выборки. Полученные результаты прогноза свидетельствуют об эффективности комбинирования нейросетевого подхода и подхода хаотической динамики к анализу временных рядов.

Список литературы

1. *Chorafas D.N.* Chaos Theory in the Financial Markets, Probus Publishing, 1994.
2. *Sauer T., Yorke J.A.* “Embedology”. Journal of Statistical Physics, 1991, 65, 579–616.
3. *Ежов А.А., Шумский С.А.* Нейрокомпьютеринг и его применение в экономике и бизнесе. – М.: Диалог-МИФИ, 1998.
4. *Wolf A.* Determining Lyapunov exponents from a time series. // Physica 16D, N3, 1985.