

ее при помощи своих собственных типов ИНС, или например, преобразовать существующие методы работы. Для таких пользователей среда предоставляет возможность расширения системы при помощи программного интерфейса и преобразования или дополнения онтологии.

Список литературы

1. Гаврилова Т.А., Хорошевский В.Ф. Базы знаний интеллектуальных систем. – СПб: Питер, 2000. – 384 с.
2. Круглов В.В. Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 382 с.

Н.В. КОСТИН¹, В.А. ГОЛОВКО²

¹БОКУП «Центр внедрения научно-технических разработок»,
Республика Беларусь, Брест

²Брестский государственный технический университет, Республика Беларусь
1) nik@cvntr.com, 2) gva@bstu.by

НЕЙРОСЕТЕВОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ

Рассмотрено применение нейросетевого метода прогнозирования экономических временных рядов. Указано на возможную их хаотическую основу и, как правило, малый имеющийся объем выборки данных. Предлагается использование нейросетевой модели для определения горизонта прогнозирования через вычисление экспоненты Ляпунова и прогнозирования ряда в пределах полученного горизонта. Приведены результаты эксперимента при прогнозировании выручки ряда предприятий.

Введение

В последние тридцать лет было показано, что наряду с детерминированными и стохастическими системами, являющимися объектами прогнозирования, есть еще один важный класс объектов. Формально они являются детерминированными. И вместе с тем предсказывать их поведение можно лишь в течение ограниченного времени. Сколь угодно малая неточность в определении начального состояния системы нарастает со временем, и с некоторого времени теряется возможность что-либо предсказывать. Говорят, что система ведет себя хаотически и есть смысл говорить о прогнозе только в пределах так называемого горизонта прогнозирования.

Хаотическое поведение характерно для многих систем, которые изучает экономика. В исследованиях подобных систем все большую популярность приобретает теория динамических систем, так называемая теория хаоса [1, 2, 3, 4].

Этапы прогнозирования

Решение задачи прогнозирования динамических систем, учитывая возможность их хаотической природы, имеет смысл выполнять в два этапа:

- определение степени хаотичности системы, т.е. ее чувствительности к начальным условиям;
- построение ряда данных в пределах вычисленного горизонта прогнозирования.

В качестве количественной меры чувствительности к начальным условиям обычно рассматривают так называемый старший показатель Ляпунова (экспоненту Ляпунова) [5]. Показатель Ляпунова характеризует степень экспоненциального разбегания траекторий и может использоваться для определения горизонта прогноза. Различные оценки горизонта прогнозирования T_p , в основном, сводятся к соотношению [4]:

$$T_p \approx 1 / \lambda_{\max}, \quad (1)$$

где λ_{\max} – максимальное значение старшего показателя Ляпунова исследуемой динамической системы.

Метод определения старшего показателя Ляпунова хаотической системы основан на обработке измерений одной координаты системы [6, 7].

Пусть $d(0)$ является начальным расстоянием между двумя точками, $d(n)$ – расстояние между этими точками через n шагов. Тогда старший показатель Ляпунова определяется следующим соотношением

$$\lambda = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \ln \frac{d(n)}{d(0)}, \quad (2)$$

Используя итерационный подход при помощи прогнозирующей модели, можно определять расхождения двух близлежащих траекторий на n шагов вперед.

На втором этапе, также используя нейросетевую модель, можно выполнить прогнозирование в пределах полученного горизонта.

Таким образом, для выполнения обоих этапов необходимо построить прогнозирующую модель, способную определять состояние динамической системы в произвольный момент времени и эволюцию точек фазовой траектории.

Традиционные методы прогнозирования показывают наилучшие результаты при решении задач с хорошей статистической базой. Но при анализе и прогнозировании экономических показателей существует проблема малой выборки данных. Это связано с ограниченным сроком существования объекта прогнозирования и существующей системой отчетности, как правило, ежеквартальной.

Поэтому перспективным является использование нейронных сетей, показывающих хорошие результаты при прогнозировании временных рядов, в том числе и многомерных. Особенно заметно их преимущество при определении наибольшего показателя Ляпунова, вычисления которого традиционными методами характеризуются большой вычислительной сложностью и невозможностью применения для малого объема исходных данных [5].

Прогнозирующая нейронная сеть

Пусть известна временная последовательность только одной координаты хаотической динамической системы. Тогда для построения аттракторов можно использовать метод псевдофазового пространства. Он основывается на теореме Такенса [6], который показал, что, используя только одну координату динамической системы, можно реконструировать исходный аттрактор в пространстве точек таким образом, что он будет сохранять важнейшие топологические свойства и динамику оригинального аттрактора. Метод псевдофазового пространства заключается в том, что можно реконструировать топологию аттрактора исходя из наблюдений $X(t)$ и выбирая в качестве системы координат $X(t)$, $X(t + \tau)$ и т.д. [5, 9], где τ – временная задержка.

Для решения задачи прогнозирования можно использовать многослойный персептрон (MLP), который на основе предыдущего состояния динамической системы определяет следующее состояние (рис.1).

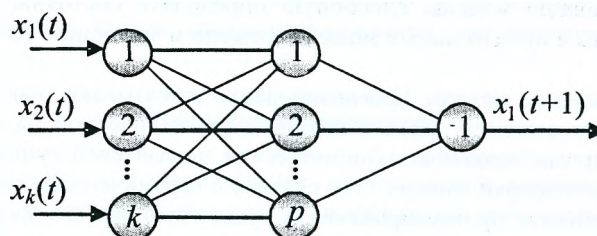


Рис. 1. Прогнозирующая нейронная сеть

После обучения такой сети [8] можно определить как состояние динамической системы в произвольный момент времени, так и эволюцию точек фазовой траектории.

Для определения показателя Ляпунова нейронная сеть будет состоять из $k \geq m-1$ входных, p скрытых и одного выходного нейронных элементов. Здесь m – размерность пространства вложения. Вначале нейронная сеть обучается прогнозированию в соответствии с методом скользящего окна [5, 9]. Затем, используя итерационный подход, осуществляется эволюция двух точек на фазовой траектории и по формуле (2) вычисляется показатель Ляпунова.

Применение нейронной сети для прогнозирования в экономике

Прогнозирование временного ряда показано на примере выручки нескольких предприятий за период со 2 квартала 2000 г. по 2 квартал 2007 г. Данные с 3 кв. 2007 г. по 2 квартал 2008 г. использовались для оценки качества прогноза. Причем в рядах отсутствовали данные за 1 и 4 кварталы 2007 г. Поэтому прогнозирование проводилось в 2 этапа.

На 1-м этапе был произведен анализ последовательности на предмет хаотичности со 2 кв. 2000 г. по 4 кв. 2006 г. Анализ показал, что данные могут быть спрогнозированы не менее чем на 1 кв. вперед. Затем с помощью нейросетевой модели было спрогнозировано значение за 1 кв. 2007 г.

На 2-м этапе последовательность со 2 кв. 2000 г. по 4 кв. 2006 г. использовалась для анализа на хаотичность. Затем в пределах полученного горизонта были спрогнозированы значения ряда.

По результатам 2-го этапа на рис. 2 – 5 для выбранных предприятий показаны исходный ряд, полученный применением разности 1-го порядка (верхний график, и показатели Ляпунова (нижний график).

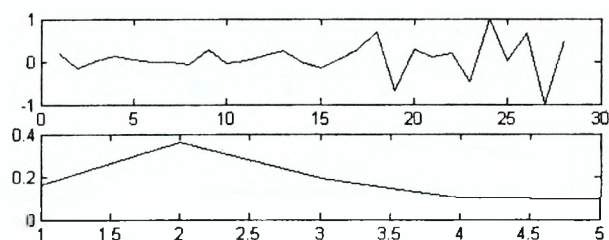


Рис. 2. Показатель Ляпунова выручки предприятия 1

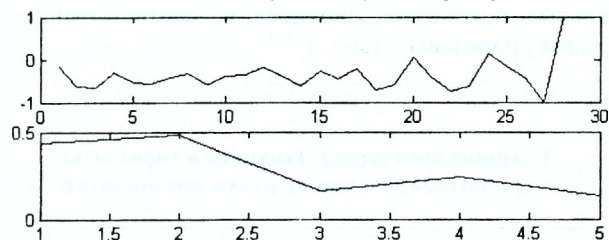


Рис. 3. Показатель Ляпунова выручки предприятия 2

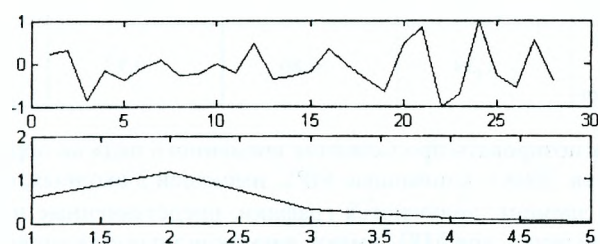


Рис. 4. Показатель Ляпунова выручки предприятия 3

Из рисунков видно, что максимальные показатели Ляпунова для выбранных предприятий имеют положительное значение, что свидетельствует о хаотичности ряда. Проведя несложные расчеты и используя фор-

мулу (1), можно рассчитать горизонт прогнозирования для каждого предприятия.

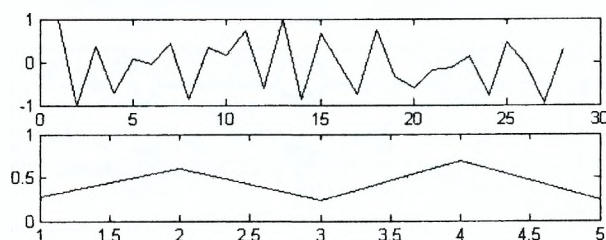


Рис. 5. Показатель Ляпунова выручки предприятия 4

Максимальные показатели Ляпунова и, соответственно, горизонты прогнозирования приведены в табл. 1.

Таблица 1

**Старшие показатели Ляпунова и горизонты
для прогнозирования выручки предприятий**

	Предприятие 1	Предприятие 2	Предприятие 3	Предприятие 4
Старший показатель Ляпунова	0,18	0,29	0,44	0,41
Горизонт прогнозирования, лет	1,39	0,86	0,57	0,61

Если прогнозировать продолжение временного ряда на периоде с 3 кв. 2007 г. по 2 кв. 2008 г. с помощью MPL, имеющей 3 входных, 4 скрытых и 1 выходной элемент, получают графики, представленные на рис.6 – 9. Нейроны скрытого слоя MPL имеют сигмоидную функцию активации, а выходной нейрон – линейную. На рисунках символами (*) показаны реальные значения (значения за 4 кв. 2007 г. отсутствуют), символами (+) – прогнозные.

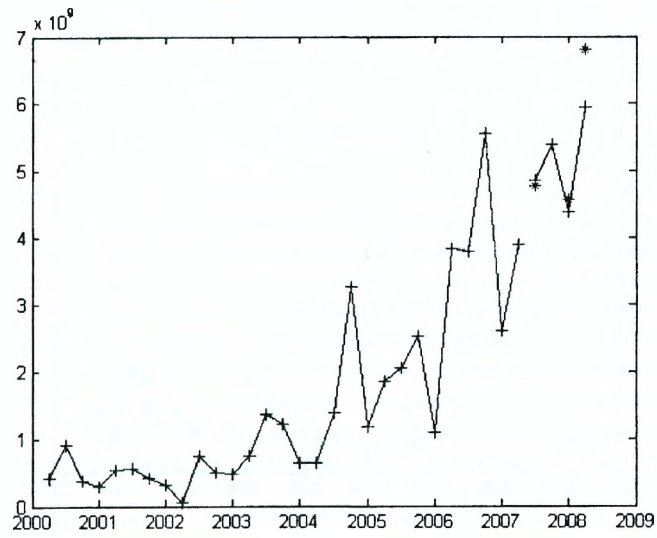


Рис. 6. Результаты прогнозирования выручки предприятия 1

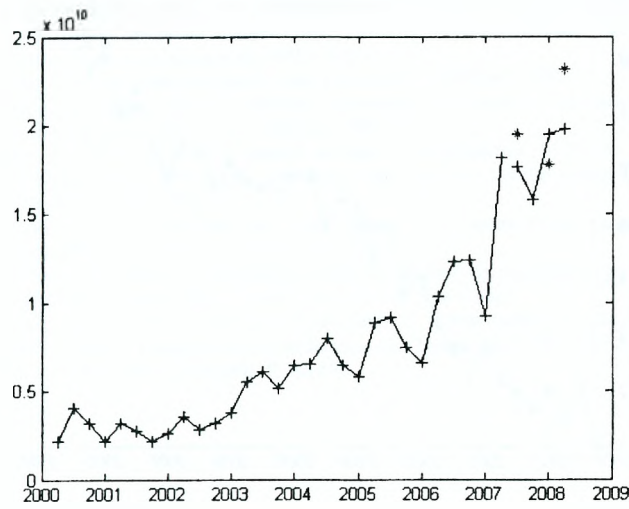


Рис. 7. Результаты прогнозирования выручки предприятия 2

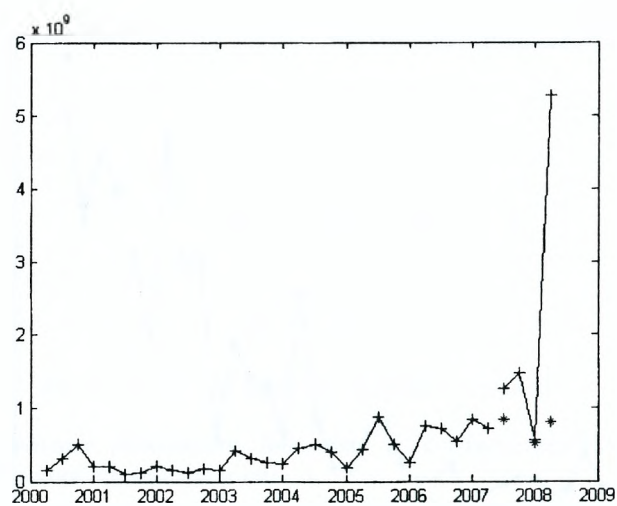


Рис. 8. Результаты прогнозирования выручки предприятия 3

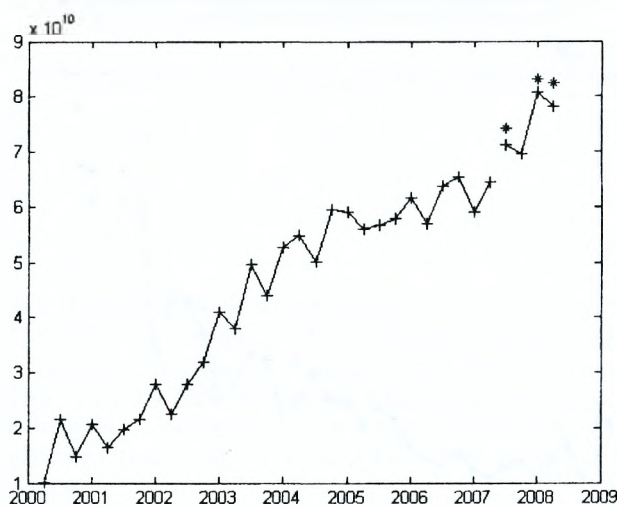


Рис. 9. Результаты прогнозирования выручки предприятия 4

Таким образом, в пределах горизонта прогнозирования, найденного путем вычисления максимального показателя Ляпунова, прогнозные данные близки к реальным.

Заключение

В статье рассмотрено применение нейросетевого метода при прогнозировании экономических временных рядов. Исходя из предположения о возможной хаотической природе ряда, первоначально определяется горизонт прогнозирования путем вычисления старшего показателя Ляпунова. Затем в пределах полученного горизонта прогнозируется временной ряд.

Основные преимущества использования нейронных сетей заключаются в простоте реализации и адаптации при построении нелинейных прогнозирующих моделей, возможность применения их на малой выборке данных, а также однотипность подхода к определению горизонта прогнозирования и собственно прогнозированию.

Список литературы

1. Петерс Э. Хаос и порядок на рынках капитала. Новый аналитический взгляд на циклы, цены и изменчивость рынка: Пер. с англ. - М.: Мир, 2000 – 333 с.
2. Петерс Э. Фрактальный анализ финансовых рынков: Применение теории хаоса в инвестициях и экономике, М.: Интернет-трейдинг, 2004 - 304 с.
3. Хакен Г. Тайны природы. Синергетика: учение о взаимодействии. – Москва-Ижевск: Институт компьютерных исследований, 2003, 320 с.
4. Шустер Г. Детерминированный хаос: введение. – М: Мир, 1988.
5. Головкин В.А. Нейросетевые методы обработки хаотических процессов // В книге «Лекции по нейроинформатике». – М.: МИФИ, 2005. С.43-91.
6. Takens, F. (1981). Detecting strange attractors in turbulence. In D. A. Rand & B. S. Young, (eds.), Dynamical systems and turbulence. Vol. 898 of Lecture notes in mathematics (P. 366-381). Springer-Verlag, Berlin.
7. Wolf A., Swift J.B., Swinney H.L. and Vastano J.A. Determining Lyapunov exponents from a time series. Physica D., 1985, No.16. P.285-301.
8. Rumelhart D., Hinton G., Williams R. Learning internal representations by error propagation // Parallel Distributed Processing. – 1986. – Vol. 1. – P. 318 – 362.
9. Golovko V., Savitsky Y., Maniakov N., Rubanov V. Some Aspects of Chaotic Time Series Analysis // Proc. of the 2nd International Conference on Neural Networks and Artificial Intelligence, October 2-5, 2001, Minsk, Belarus. P. 66-69.