

9. **Fukushima K.** Artificial vision by multi-layered neural networks: Neocognitron and its advances, *Neural Networks*, 2013, no. 37, pp. 103–119.

10. **Kohonen T.** Essentials of the self-organizing map, *Neural Networks*, 2013, no. 37, pp. 52–65.

11. **Osipov V. Yu., Osipova M. V.** Sposob i ustrojstvo intellektual'noj obrabotki informacii v nejronnoj seti [Method and device of intellectual processing of information in neural network]. Patent RU 2413304, 2011-02-27.

12. **Osipov V. Ju.** Sposob intellektual'noj obrabotki informacii v nejronnoj seti [Method of intellectual information processing in neural network]. Patent RU 2427914, 2011-08-27.

13. **Osipov V. Yu.** Rekurrentnaja nejronnaja set' so strukturoj sloev v vide dvojnoj spirali [Recurrent Neural Network with Structure of Layers in the Form of the Double Spiral]. *Informacionnye tehnologii*, no. 7, 2014, pp. 56–60 (In Russian).

14. **Osipov V. Yu.** Stiranje ustarevshej informacii v asociativnyh intellektual'nyh sistemah [Erase Outdated Information in Associative Intelligent Systems], *Mehatronika, aytomatizacia, upravlenie*, 2012, no. 3, pp. 16–20 (In Russian).

15. **Osipov V. Yu.** Predely pamjati rekurrentnyh nejronnyh setej so stiranijem ustarevshej informacii [Limits memory recurrent neural networks with deletion of obsolete information] // *Nauchnyj vestnik NGTU*, 2014, vol. 56, no. 3, pp. 115–122, (In Russian).

16. **Osipov V. Yu.** Metod upravlenija sinapsami v rekurrentnoj nejronnoj seti [The Method of Control Synapses in Recurrent Neural Network], *Informacionnye tehnologii*, no. 7, 2013, pp. 61–66 (In Russian).

17. **Osipov V. Ju.** Sposob intellektual'noj obrabotki informacii v nejronnoj seti [Method for intelligent information processing in neural network]. Patent RU 2514931, 2014-05-10.

18. **Osipov V. Yu.** Rekurrentnaja nejronnaja set' s dvumja signal'nymi sistemami [The Recurrent Neural Network with Two Signal System] // *Informacionno-upravliaiushchie sistemy*, 2013, no. 4, pp. 8–15 (In Russian).

19. **Osipov V. Yu.** Associativnaja intellektual'naja mashina s tremja signal'nymi sistemami [Three Signaling Systems Associative Machine] // *Informacionno-upravliaiushchie sistemy*, 2014, no. 5, pp. 12–17 (In Russian).

20. **Alberts B., Bray D., Lewis J., Raff M., Roberts K., Watson J. D.** (Eds.). *Molecular Biology of The Cell*. Second Edition. Garland Publishing, Inc. New York, 1989. 1219 p.

21. **Palm G.** Information capacity in recurrent McCulloch-Pitts networks with sparsely coded memory states. *Network*, 1992, no. 3, pp. 177–186.

22. **Bosch H., Kurfess F.** Information storage capacity of incompletely connected associative memories. *Neural Networks*, 1998, no. 11 (5), pp. 869–876.

УДК 004.032.26

И. В. Лёзина, канд. техн. наук, доц. кафедры информационных систем и технологий, chuchyck@yandex.ru, Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С. П. Королёва (национальный исследовательский университет) (СГАУ), Самара

Сравнительный анализ погрешности прогноза биржевых индексов методами экспоненциального сглаживания и нейросетевого моделирования

Прогнозирование значений биржевых индексов является актуальной задачей управления экономикой. Получаемые прогнозные значения служат основой для принятия различных управленческих решений. Целью данной работы является сравнение погрешности прогноза реальных данных биржевых индексов Dow Jones и Hang Seng. Для получения прогноза использовали методы экспоненциального сглаживания и нейросетевую модель многослойного перцептрона. Анализ погрешности использованных методов показал более высокую эффективность модели многослойного перцептрона по сравнению с традиционными методами экспоненциального сглаживания.

Ключевые слова: прогнозирование биржевых индексов, экспоненциальное сглаживание, нейросетевое моделирование, многослойный перцептрон

Введение

Выбор метода прогноза зависит в первую очередь от вида имеющейся информации. Прогнозирование на основе временных рядов осуществляется в тех случаях, когда существует ряд значений индекса за предыдущие периоды и предполагается, что в будущем закон его развития сохранится. При этом задача прогнозирования фактически сводится к задаче экстраполяции. К методам экстраполяции относятся метод скользящего среднего, метод наименьших квадратов и метод экспоненциального сглаживания [1–5]. Метод скользящего среднего состоит в замене фактических значений временного ряда расчетными, имеющими значительно меньшие

колебания, чем исходные данные. При этом среднее рассчитывается по группам данных за определенный интервал времени, причем каждая последующая группа образуется со сдвигом на один период. В результате первоначальные колебания временного ряда сглаживаются. Данный метод применяется для краткосрочного прогнозирования. Недостаток метода заключается в том, что требуется много данных для расчета прогнозного значения показателя.

Сущность метода наименьших квадратов состоит в минимизации суммы квадратов отклонений между наблюдаемыми и расчетными значениями. Расчетные значения находят по подобранному уравнению регрессии. Чем меньше расстояние между фактическими значениями и расчетными, тем более

точен прогноз, построенный на основе уравнения регрессии. Недостатком метода наименьших квадратов являются сложность подбора уравнения регрессии и его пересчет по мере поступления новой информации.

Метод экспоненциального сглаживания наиболее эффективен при разработке среднесрочных и долгосрочных прогнозов. Он приемлем при прогнозировании только на один период вперед. Его основные достоинства — простота процедуры вычислений и возможность учета весов исходной информации. При прогнозировании данным методом возникают два затруднения: выбор значения параметра сглаживания и определение начального значения параметра. От значения параметра сглаживания зависит скорость снижения влияния предыдущих наблюдений. Если значение параметра близко к единице, то при прогнозе, в основном, учитывается влияние лишь последних наблюдений. Если значение параметра близко к нулю, то веса значений временного ряда убывают медленно, т. е. учитываются практически все прошлые наблюдения. Точного метода для выбора оптимального значения параметра сглаживания нет, как нет и точного метода расчета экспоненциально взвешенного среднего начального параметра.

Следует также отметить, что при прогнозировании экономических временных рядов метод экспоненциального сглаживания не всегда подходит. Если экономические временные ряды слишком короткие (15—20 наблюдений) или темпы роста показателей достаточно велики, данный метод "не успевает" отразить все изменения [6, 7].

В то же время многие нейросетевые модели выступают в качестве универсального аппроксиматора обучающих данных, поэтому применение нейронных сетей для прогнозирования временных рядов на основе полученной аппроксимирующей функции является весьма перспективным. На вход сети подаются известные значения ряда, а на выходе получают прогноз на необходимое число шагов, т. е. сеть прогнозирует будущие значения ряда на основе его предыдущих значений. К основным преимуществам нейронной сети следует отнести ее универсальность. Сети с одинаковой структурой после обучения могут прогнозировать совершенно различные типы динамики, кроме того, нейронную сеть можно рассматривать как адаптивную модель, поскольку она может дообучаться при поступлении новых сведений.

Основной задачей становится выбор архитектуры нейронной сети и обучение на имеющихся данных. В частности, универсальная теорема об аппроксимации доказана для многослойного перцептрона и радиально-базисных сетей [7—12]. Также многослойный перцептрон был выбран в качестве исследуемой модели, поскольку его достоинствами являются простота в использовании, хорошо апробированные алгоритмы обучения, способность моделирования функции любой степени сложности.

Модель многослойного перцептрона

Для решения задачи сравнения погрешности прогноза, полученного нейронной сетью и методами экспоненциального сглаживания, автором был разработан пакет программ [13]. В модели нейронной сети был использован нейрон сигмоидального типа, в качестве функции активации выбран гиперболический тангенс. Функционирование сигмоидального нейрона можно описать парой уравнений:

$$u_k = \sum_{j=1}^N w_{kj} x_j; \quad (1)$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k), \quad (2)$$

где x_j — входные сигналы; w_{kj} — синаптические веса нейронов; u_k — линейная комбинация входных воздействий; φ — функция активации; y_k — выходной сигнал нейрона. Для обучения сети был использован алгоритм наискорейшего спуска с моментами и метод обратного распространения ошибки, в качестве функции активации — гиперболический тангенс [14]. Для начальной инициализации весовых коэффициентов многослойного перцептрона использовали метод роя частиц [15].

Модели экспоненциального сглаживания и двойного экспоненциального сглаживания

Экспоненциальное сглаживание может быть описано формулой следующего вида [16]:

$$S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha) S_{t-1}, \quad (3)$$

где S_t — значение индекса на текущем этапе или прогнозируемое значение; S_{t-1} — спрогнозированное значение на предыдущей итерации; X_t — фактическое значение индекса. Когда эта формула применяется рекурсивно, то каждое новое сглаженное значение (которое является также прогнозом) вычисляется как взвешенное среднее текущего наблюдения и сглаженного ряда. Очевидно, результат сглаживания зависит от параметра сглаживания α . Если α равен 1, то предыдущие наблюдения полностью игнорируются. Если α равен 0, то игнорируются текущие наблюдения. Значения α между 0, 1 дают промежуточные результаты.

Также был применен метод двойного экспоненциального сглаживания, где появляется дополнительный параметр сезонного сглаживания γ [16]:

$$S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}), \quad 0 < \alpha < 1; \quad (4)$$

$$b_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1}, \quad 0 < \gamma < 1. \quad (5)$$

За начальные значения S_1 принимается y_1 , а для b_1 существует несколько вариантов (n — число фактических значений индекса):

$$\begin{aligned} b_1 &= X_2 - X_1; \\ b_1 &= [(X_2 - X_1) + (X_3 - X_2) + (X_4 - X_3)]/3; \\ b_1 &= (X_n - X_1)/(n - 1). \end{aligned} \quad (6)$$

Сравнительный анализ погрешностей прогнозирования

Сравнительный анализ погрешностей прогнозирования проводился в среде пакета программ [13] в ходе экспериментальных исследований. В качестве исходных данных использовалась статистика по биржевым индексам с 6.11.2012 по 25.01.2014 [17]. Для сравнения качества прогноза с помощью различных моделей рассчитывали среднее квадратичное отклонение (СКО) по формуле

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - y_{fi})^2}, \quad (7)$$

где y_i — значение индекса, полученное сетью; y_{fi} — фактическое значение индекса. В таблице представлена зависимость СКО прогнозирования на тестовой выборке индексов Dow Jones и Hang Seng для метода экспоненциального сглаживания, двойного экспоненциального сглаживания и многослойного персептрона. Для обучения нейронной сети было взято 150 отсчетов временного ряда и 150 отсчетов — для тестирования. Параметры нейронной сети, подобранные для эксперимента: 5 входов, 9 нейронов в скрытом слое, 4 нейрона в выходном слое, коэффициент момента равен 0,05, коэффициент обучения — 0,6.

Исследование зависимости СКО прогнозирования для метода экспоненциального сглаживания, двойного экспоненциального сглаживания и многослойного персептрона для индексов Dow Jones и Hang Seng

Индекс	Экспоненциальное сглаживание	Двойное экспоненциальное сглаживание	Многослойный персептрон
Dow Jones	0,0303	0,0205	0,0091
Hang Seng	0,0300	0,0213	0,0047

Из приведенной таблицы видно, что для обоих индексов минимальное значение СКО получено при использовании модели многослойного персептрона.

Заключение

Сравнительный анализ погрешностей прогнозирования биржевых индексов показал более высокую эффективность прогноза нейросетевой модели по сравнению с моделями экспоненциального сглаживания: значение СКО прогноза многослойного персептрона составляет 0,0091 и 0,0047 для индексов Dow Jones и Hang Seng соответственно, в то время как значения СКО модели экспоненциального сглаживания равны 0,0303 и 0,0300, а для модели двойного экспоненциального сглаживания —

0,0205 и 0,0213 соответственно. При этом эффективность модели двойного экспоненциального сглаживания незначительно выше модели экспоненциального сглаживания, однако обе модели практически не зависят от вида временного ряда, чего нельзя сказать о модели многослойного персептрона: для временного ряда индекса Hang Seng СКО почти в 2 раза меньше.

Список литературы

1. **Грешилов А. А., Стакун В. А., Стакун А. А.** Математические методы построения прогнозов. М.: Радио и связь, 1997. 112 с.
2. **Владимирова Л. П.** Прогнозирование и планирование в условиях рынка: учеб. пособие. М.: Дашков и Ко, 2005. 400 с.
3. **Новикова Н. В., Поздеева О. Г.** Прогнозирование национальной экономики: учеб.-метод. пособие. Екатеринбург: Изд-во Урал. гос. экон. ун-та, 2007. 137 с.
4. **Слуцкий Л. Н.** Курс МБА по прогнозированию в бизнесе. М.: Альпина Бизнес Букс, 2006. 280 с.
5. **Лукашин Ю. П.** Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: учеб. пособие. М.: Финансы и статистика, 2003. 416 с.
6. **Чучуева И. А.** Модель прогнозирования временных рядов по выборке максимального подобия: дисс. канд. техн. наук.: 05.13.01, защищена 20.03.12. М.: МГТУ имени Н. Э. Баумана, 2012. 155 с.
7. **Prajakta S. K.** Time series Forecasting using Holt-Winters Exponential Smoothing // Kanwal Rekhi School of Information Technology Journal, 2004, 13 p. URL: http://www.it.iitb.ac.in/~praj/acad/semnar/04329008_ExponentialSmoothing.pdf.
8. **Pradhan R. P., Kumar R.** Forecasting Exchange Rate in India: An Application of Artificial Neural Network Model [Текст]. Journal of Mathematics Research. 2010. Vol. 2, N. 4. P. 111—117.
9. **Yildiz B., Yalama A., Coskun M.** Forecasting the Istanbul Stock Exchange National 100 Index Using an Artificial Neural Network // International Journal of Science, Engineering and Technology. 2008. Vol. 46. P. 36—39.
10. **Catalao J.** An Artificial Neural Network Approach for Day-Ahead Electricity Prices Forecasting // 6th WSEAS international conference on Neural networks, USA, Stevens Point, 2005. P. 80—83.
11. **Kumar M.** Short-term load forecasting using artificial neural network techniques: Thesis for Master of Science degree in Electrical Engineering. India, Rourkela, National Institute of Technology, 2009. 48 p.
12. **Осовский С.** Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И. Д. Рудинского. М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.
13. **Свидетельство** о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2013614738 "Автоматизированная система прогнозирования финансовых показателей на базе многослойного персептрона" [Текст] / Лезина И. В., Титоренко А. М., Хохлова В. С. — Заявка № 2013612606, дата пост. 02.04.2013, зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 20.05.2013.
14. **Лёзина И. В., Хохлова В. С.** Прогнозирование финансовых рынков с использованием многослойного персептрона // Перспективные информационные технологии в научных исследованиях, проектировании и обучении (ПИТ 2012): труды научно-технической конференции с международным участием и элементами научной школы для молодежи, посвященной 40-летию кафедры ИСТ СГАУ / Под ред. С. А. Прохорова. Самара: Издательство Самарского научного центра РАН, 2012. С. 168—171.
15. **Лёзина И. В., Хохлова В. С.** Исследование алгоритмов инициализации весов многослойного персептрона для решения задачи прогнозирования // Вестник транспорта Поволжья. № 3 (39) май — июнь 2013 г.
16. **Анализ** временных рядов. URL: <http://www.statsoft.ru/home/textbook/modules/sttimser.html#exponential>.
17. **РосБизнесКонсалтинг** [Электронный ресурс] — <http://expert.rbc.ru/>.

Comparative Analysis of Exchange Index Forecast Error by Using Methods of Exponential Smoothing and Neural Network Modeling

Forecasting the values of stock indices is an actual task of economic management. The resulting values are a basis for making the various management decisions. There are different approaches to forecasting, and the methods choice depends on available information, properties of the researched index and a quality of the forecast. The main goal is to compare the forecast error of real data stock indices Dow Jones and Hang Seng.

The paper uses methods of exponential smoothing and neural network model of multi-layer perceptron for the forecasting. Average-standard deviation is used as a measure of the error. All researches are performed by using software packages developed by the authors.

Error analysis of designed methods and implemented models for check of the training and test samples shows higher efficiency of forecasting the stock indices Dow Jones and Hang Seng when using the multi-layer perceptron model in comparison with traditional methods of exponential smoothing. Analysis of the forecasting error by using the developed software allows you to choose the most efficient model for forecasting the selected stock market indices.

Keywords: forecasting the stock indices, exponential smoothing, neural network modeling, multi-layer perceptron

References

1. Greshilov A. A., Stakun V. A., Stakun A. A. *Matematicheskie metody postroeniya prognozov*. Moscow: Radio i svyaz, 1997, 112 s.
2. Vladimirova L. P. *Prognozirovaniye i planirovaniye v usloviyakh ryinka*, ucheb. posobie. Moscow: Dashkov i Ko, 2005. 400 p.
3. Novikova N. V., Pozdeeva O. G. *Prognozirovaniye natsionalnoy ekonomiki*, ucheb.-metod. posobie. Ekaterinburg: Izd-vo Ural. gos. ekon. un-ta, 2007, 137 s.
4. Sluckin L. N. *Curs MBA po prognozirovaniyu v biznese*. Moscow, Alpina Biznes Buks, 280 p.
5. Lukashin Yu. P. *Adaptivnyye metody kratkosrochnogo prognozirovaniya vremennykh ryadov*. Moscow, Finansy i statistika, 2003. 416 p.
6. Chuchueva I. A. *Model prognozirovaniya vremennykh ryadov po vyborke maksimalnogo podobiya*, diss. kand. tehn. nauk.: 05.13.01, zaschislena 20.03.12. Moscow, MGTU imeni N. E. Baumana, 2012. 155 p.
7. Prajakta S. K. Time series Forecasting using Holt-Winters Exponential Smoothing, *Kanwal Rekhi School of Information Technology Journal*, 2004, 13 p. URL: http://www.it.iitb.ac.in/~praj/acads/seminar/04329008_ExponentialSmoothing.pdf.
8. Pradhan R. P., Kumar R. Forecasting Exchange Rate in India: An Application of Artificial Neural Network Model, *Journal of Mathematics Research*. 2010, vol. 2, no. 4, p. 111–117.
9. Yildiz B., Yalama A., Coskun M. Forecasting the Istanbul Stock Exchange National 100 Index Using an Artificial Neural Network, *International Journal of Science, Engineering and Technology*. 2008, vol. 46, p. 36–39.
10. Catalao J. et al. An Artificial Neural Network Approach for Day-Ahead Electricity Prices Forecasting, *6th WSEAS international conference on Neural networks, USA, Stevens Point*, 2005. P. 80–83.
11. Kumar M. *Short-term load forecasting using artificial neural network techniques*: Thesis for Master of Science degree in Electrical Engineering. India, Rourkela, National Institute of Technology, 2009. 48 p.
12. Osovskiy S. *Neyronnyie seti dlya obrabotki informatsii*, per. s polsk. I. D. Rudinskogo, Moscow, Fmansy i statistika, 2002. 344 s.
13. Lyozina I. V., Titorenko A. M., Hohlova V. S. *Svidetelstvo o gosudarstvennoy registratsii programmy dlya EVM № 2013614738 "Avtomatizirovannaya sistema prognozirovaniya dinansovykh pokazateley na baze mnogoslownogo perseptrona"*. Zayavka № 2013612606, data postupleniya 02.04.2013, zaregistrirvano v Reestre programm dlya EVM 20.05.2013.
14. Lyozina I. V., Hohlova V. S. Prognozirovaniye finansovykh ryinkov s ispolzovaniem mnogoslownogo perseptrona, Perspektivnyye informatsionnyie tehnologii v nauchnykh issledovaniyakh, proektirovani i obuchenii (PIT 2012): *trudyi Nauchno-tehnicheskoy konferentsii s mezhdunarodnyim uchastiem i elementami nauchnoy shkoly dlya molodezhi, posvyasch Yonnoy 40-letiyu kafedryi IST SGAU* / ed. S. A. Prohorova, Samara: Izdatelstvo Samarskogo nauchnogo tsentra RAN, 2012, pp. 168–171.
15. Lyozina I. V., Hohlova V. S. Issledovanie algoritmov initsializatsii vesov mnogoslownogo perseptrona dlya resheniya zadachi prognozirovaniya. *Vestnik transporta Povolzhya*. Nauchnyy zhurnal, 2013. N 3 (39).16. Analiz vremennykh ryadov, URL: <http://www.statsoft.ru/home/textbook/modules/sttimser.html#exponential>
17. **RosBiznesKonsalting**. URL: <http://export.rbc.ru/>.

Адрес редакции:

107076, Москва, Стромынский пер., 4

Телефон редакции журнала (499) 269-5510

E-mail: it@novtex.ru

Технический редактор *Е. В. Конова*.

Корректор *З. В. Наумова*.

Сдано в набор 06.06.2015. Подписано в печать 20.07.2015. Формат 60×88 1/8. Бумага офсетная.

Усл. печ. л. 8,86. Заказ IT815. Цена договорная.

Журнал зарегистрирован в Министерстве Российской Федерации по делам печати, телерадиовещания и средств массовых коммуникаций.

Свидетельство о регистрации ПИ № 77-15565 от 02 июня 2003 г.

Оригинал-макет ООО "Авансед солюшнз". Отпечатано в ООО "Авансед солюшнз".

119071, г. Москва, Ленинский пр-т, д. 19, стр. 1.