

# МАТЕМАТИЧЕСКИЕ И ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ В ЭКОНОМИКЕ

---

УДК 368: 519.86

JEL L26

---

## ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СЛОЖНЫХ ПРОЦЕССОВ НЕЙРОННЫМИ СЕТЯМИ

---

**Кумратова Альфира Менлигуловна**, канд. экон. наук, доц.  
**Чумаренко Кирилл Эдуардович**, студ.

Кубанский государственный аграрный университет, Калинина, 13, Краснодар, Россия, 350044; e-mail: kumratova.a@edu.kubsau.ru

*Предмет:* прогнозирование сложных процессов необходимо в различных отраслях промышленности для оптимизации их операций, снижения затрат и повышения эффективности. Для прогнозирования использовались традиционные статистические методы и алгоритмы машинного обучения, но появление нейронных сетей значительно повысило точность прогнозов. *Цель:* использование нейронных сетей для прогнозирования сложных процессов становится все более популярным благодаря их способности изучать сложные взаимосвязи между данными, находить в них закономерности и обобщать их, предсказывая будущие результаты. *Дизайн исследования:* в предположении, что применение нейронных сетей для прогнозирования временных рядов связано с проблемами разработки точных моделей, в работе показаны потенциальные преимущества использования нейронных сетей для прогнозного моделирования сложных процессов. *Результаты:* авторами представлена демонстрация работы инструментального средства для прогнозирования временных рядов с помощью нейронных сетей.

**Ключевые слова:** искусственные нейронные сети, прогноз, временной ряд, анализ данных, большие данные, прогнозное моделирование, CNN, LSTM, прогнозирование, сложный процесс.

**DOI:** 10.17308/meps/2078-9017/2023/3/27-36

### Введение

Прогнозирование сложных процессов – это одна из ключевых задач в различных сферах, таких как финансы, экономика, метеорология, и многих других. Прогнозирование позволяет предсказывать будущее на основе прошлых данных и анализа существующих тенденций.

Нейронные сети являются одним из самых эффективных инструментов для прогнозирования сложных процессов. Нейронные сети – это компьютерные системы, которые имитируют работу человеческого мозга. Они состоят из множества связанных между собой нейронов, которые обмениваются информацией и работают вместе для решения задач.

Прогнозирование сложных процессов с помощью нейронных сетей осуществляется путем обучения сети на основе исторических данных. На первом этапе данные подаются на вход сети, затем происходит обработка их нейронами и вычисление результата. Обработка данных происходит в несколько этапов, включая пропуск данных через несколько слоев нейронов, настройку весов и определение функции активации. Такое прогнозирование имеет ряд преимуществ. Во-первых, нейронные сети могут обрабатывать большие объемы данных [1] и находить скрытые зависимости между ними. Во-вторых, нейронные сети могут обучаться на основе различных типов данных, включая текст, звук и изображения. В-третьих, нейронные сети могут учитывать нелинейные зависимости между данными, что делает их более эффективными для прогнозирования сложных процессов.

Однако прогнозирование сложных процессов с помощью нейронных сетей также имеет свои недостатки. Во-первых, нейронные сети требуют больших объемов вычислительных ресурсов и времени для обучения. Во-вторых, нейронные сети могут быть склонны к переобучению, что может привести к неверным результатам.

Вопросам применения нейронных сетей для прогнозирования сложных процессов в различных сферах человеческой жизнедеятельности посвящены работы отечественных и зарубежных ученых: А. С. Полякова, У. Н. Круглова, С. С. Бежицкий, С. В. Шелихова [1], В. Г. Манжула, Д. С. Федяшов [3], Ни Сяньцзюнь [4], В. А. Якимова [5], Е. Г. Андрианова, С. А. Головин, С. В. Зыков [6], Т. Г. Кальдерон, Дж. Чех [7], К. Т. Чиу, Р. Скотт [8], Ю. С. Шугай [9], Б. Ванстоун, Г. Финни [10], Г. Сермпинис, Дж. Лоус, А. Каратанасопулос, К. Л. Дунис [11], А. Baldwin, С. Brown, В. Trinkle [12] и другие.

Нейронные сети предлагают несколько преимуществ, когда дело доходит до анализа временных рядов:

1. **Нелинейность.** Нейронные сети могут моделировать нелинейные отношения между переменными, что особенно полезно при анализе временных рядов, где отношения между переменными могут быть нелинейными и сложными. Это позволяет нейронным сетям фиксировать закономерности и тенденции, которые могут быть упущены линейными моделями, такими как ARIMA.

2. **Гибкость.** Нейронные сети гибки и могут обрабатывать широкий спектр типов входных данных, таких как числовые, категориальные или даже графические данные. Это особенно полезно при анализе временных

рядов, когда данные могут быть в различных формах и могут требовать различных методов обработки.

3. Авторегрессия. Нейронные сети можно научить прогнозировать будущие значения временного ряда на основе прошлых значений. Это делается с помощью авторегрессии, когда сеть учится использовать предыдущие значения временного ряда для прогнозирования будущих значений. Это делает нейронные сети особенно полезными в приложениях прогнозирования, где критически важны точные прогнозы будущих значений.

### **Методология исследования**

В качестве объектов исследования используются следующие временные ряды финансового рынка:

- котировки акций ПАО «Сбербанк» за период 01.01.2015–01.03.2021;
- котировки акций компании «Полиметалл» за период 01.01.2015–01.03.2021;
- котировки акций Группы компании «Россети» за период 01.01.2015–01.03.2021;

На рисунках 1–3 представлены графики финансовых временных рядов.

В работе представлена демонстрация авторского инструментального средства «Neuron». Web-ориентированная платформа «Neuron» написана с привлечением библиотек `kernel`, `matplotlib`, `humpy` языка программирования Python (l.v.).

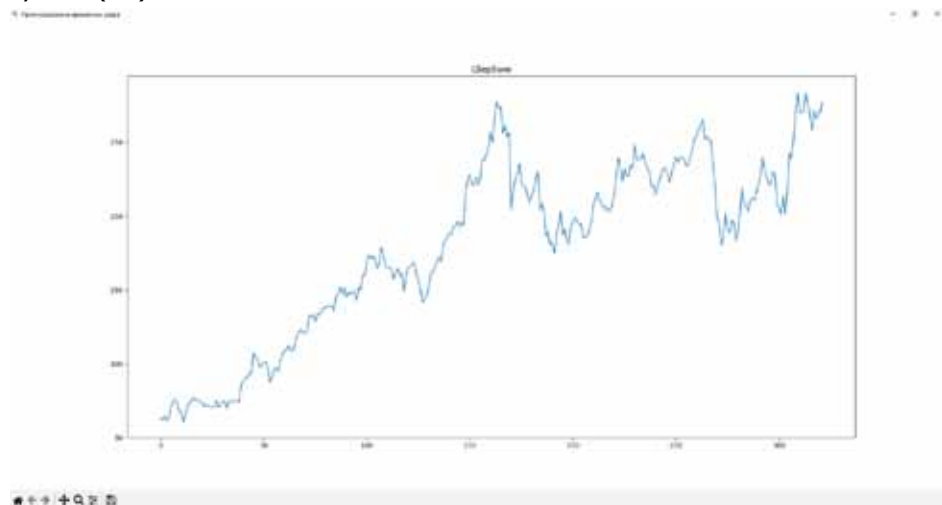


Рис. 1. График котировок акций ПАО «Сбербанк»

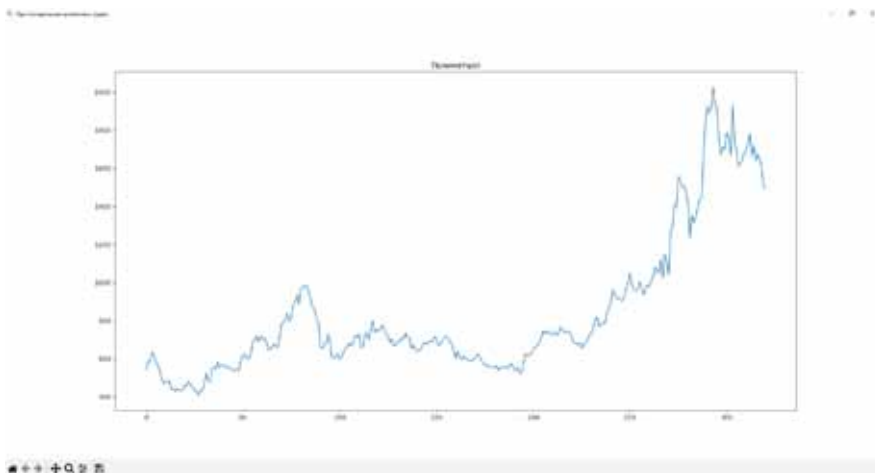


Рис. 2. График котировок акций компании «Полиметалл»

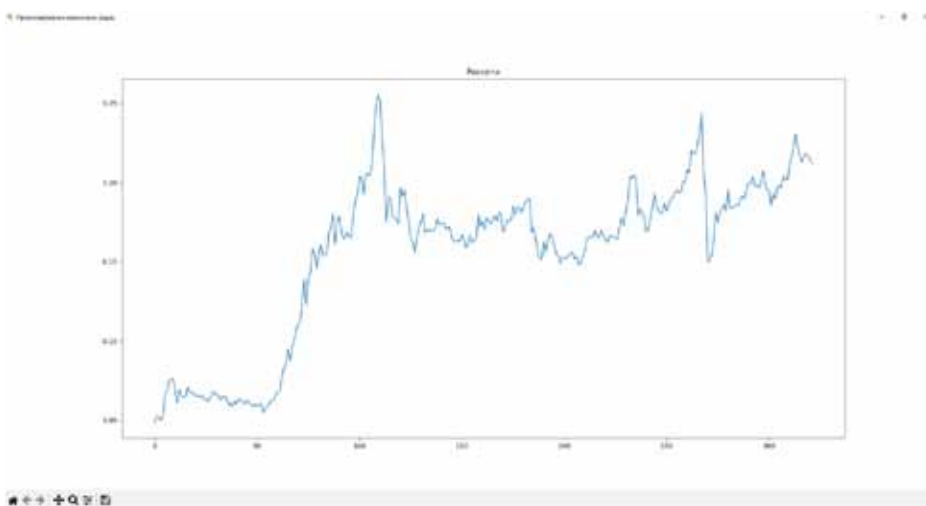


Рис. 3. График котировок акций Группы компании «Россети»

Для прогнозирования временных рядов применяются следующие виды нейронных сетей:

- рекуррентные нейронные сети (RNN) и сети с долговременной кратковременной памятью (LSTM);
- сверточные нейронные сети (CNN).

Слои LSTM могут фиксировать долгосрочные зависимости в данных. Они могут запоминать важные закономерности из более ранних временных шагов и использовать эту информацию для более точных прогнозов. LSTM особенно эффективны при обработке данных временных рядов, поскольку они могут моделировать последовательности различной длины и фиксировать временные зависимости между входными функциями.

Слои CNN эффективны для выявления пространственных закономерностей во входных данных, которые имеют отношение к прогнозу. В частности, слой 1D CNN можно использовать для извлечения функций из данных временных рядов на основе подхода скользящего окна, который позволяет сети изучать закономерности в данных в разных масштабах.

Часто для прогнозирования временных рядов слои CNN и LSTM используют совместно. CNN может извлекать пространственные характеристики из ряда, а LSTM может моделировать временные зависимости.

В качестве модели для прогнозирования временных рядов используется ConvLSTM-модель с двумя сверточными и двумя LSTM-слоями. Результаты предсказания обученной модели показаны на рисунках 4, 5, 6.

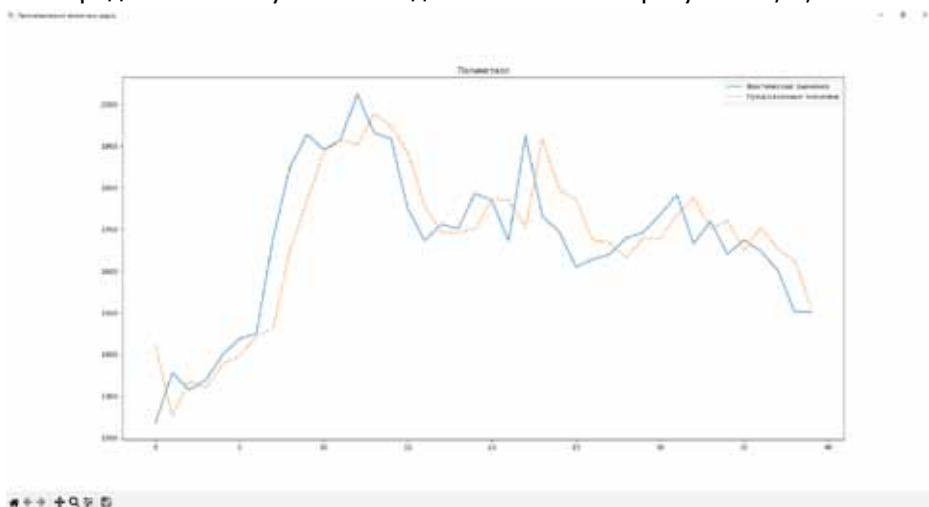


Рис. 4. Результаты предсказания модели для котировок акций компании «Полиметалл»

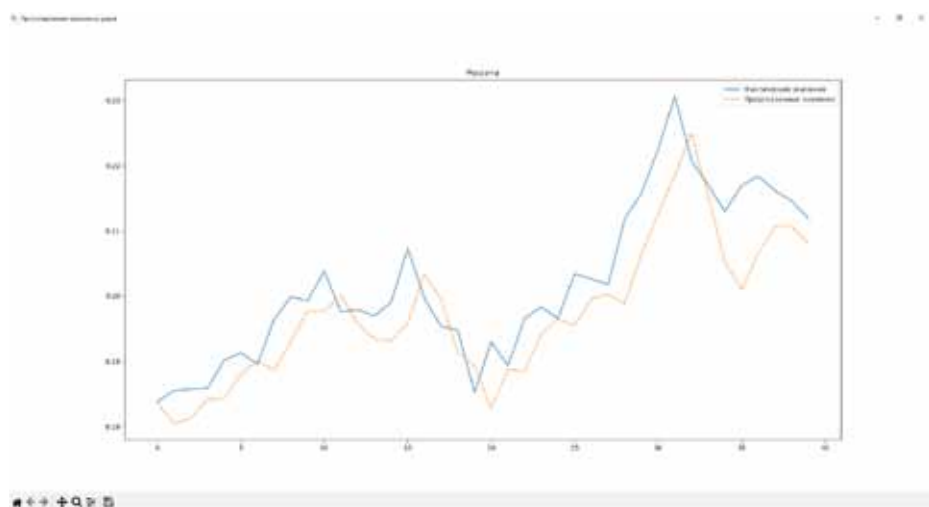


Рис. 5. Результаты предсказания модели для котировок акций Группы компании «Россети»

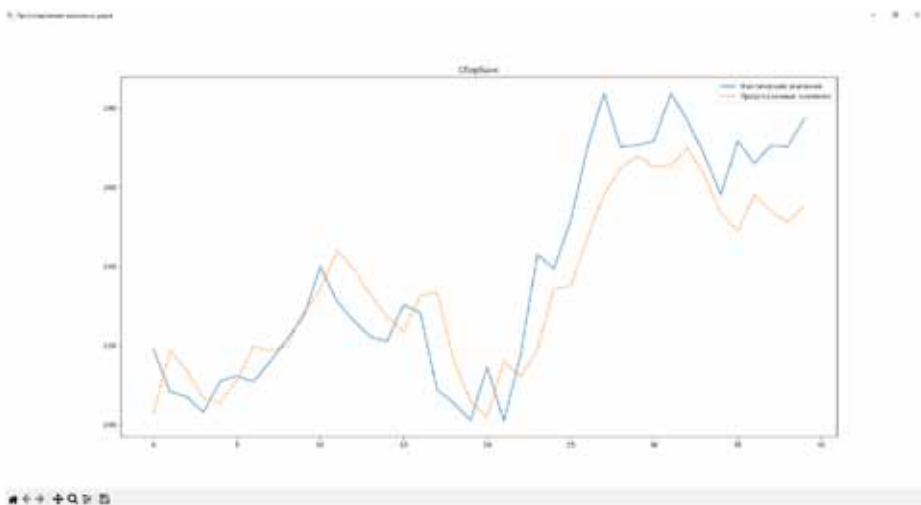


Рис. 6. Результаты предсказания модели для котировок акций ПАО «Сбербанк»

Разработка точных моделей нейронных сетей для прогнозирования временных рядов не лишена проблем. Существует несколько факторов, влияющих на точность прогнозов.

1. Данные необходимо обработать. Зачастую данные могут быть не нормализованы, часть из них может быть пропущена ввиду тех или иных причин. Это приводит к неточным прогнозам;

2. Выбор релевантных признаков. Выбор релевантных признаков из временного ряда затруднен из-за наличия коррелированных и зашумленных данных;

3. Работа с нестационарными данными: данные временных рядов нестационарны, что означает, что статистические свойства данных меняются со временем. Обработка нестационарных данных требует применения таких методов, как дифференцирование, удаление тренда и сезонная декомпозиция;

4. Обучение и проверка. Обучение и проверка моделей нейронных сетей для прогнозирования временных рядов требует тщательного рассмотрения гиперпараметров, таких как скорость обучения, размер пакета и количество эпох. Также требуется надежная стратегия проверки, чтобы гарантировать, что модель хорошо обобщает невидимые данные;

5. Интерпретация результатов. Интерпретация результатов модели нейронной сети для прогнозирования временных рядов может быть сложной задачей из-за сложности модели. Такие методы, как анализ чувствительности, ранжирование переменных по важности и визуализация, могут помочь понять поведение модели.

## Заключение

В таблице 1 представлены результаты проведенного исследования – прогнозирование сложных процессов на базе применения нейронной сети.

Таблица 1

Выходные результаты апробации нейронной сети (руб.)

Вид ошибки Временной ряд	MAD	MSE	MAPE	MPE	Стандартная ошибка
Сбербанк	10.3682	171.2334	0.0431	0.0128	13.0856
Полиметалл	71.6452	8744.7753	0.0432	-0.0014	93.5135
Россети	0.0075	0.0001	0.0369	0.0348	0.0088

Исходя из результирующей таблицы 1, можно сделать вывод о том, что наиболее обучаемым является временной ряд котировок акций Группы компаний «Россети», которой присуща наименьшая ошибка погрешности.

В заключение можно сказать, что нейронные сети оказались эффективными инструментами для прогнозирования сложных процессов. Они способны обрабатывать огромные объемы данных и распознавать закономерности, которые людям было бы трудно идентифицировать. Однако точность и надежность прогнозов нейронных сетей сильно зависят от качества и количества данных, используемых для обучения. Поэтому очень важно тщательно выбирать данные, чтобы обеспечить оптимальные результаты.

## Список источников

1. Егоров И.А. Методы анализа Big Data / И.А. Егоров, Г.С. Аматаунянц, А.М. Кумратова // *Цифровизация экономики: направления, методы, инструменты: Сборник материалов V Всероссийской научно-практической конференции*, Краснодар, 16–21 января 2023 года. Краснодар, Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2023, с. 192-196.
2. Манжула В.Г. Нейронные сети Кохонена и нечеткие нейронные сети в интеллектуальном анализе данных / В.Г. Манжула, Д.С. Федяшов // *Фундаментальные исследования*, 2011, no. 4, с. 108-114.
3. Обзор современных моделей и методов анализа временных рядов динамики процессов в социальных, экономических и социотехнических системах / Е.Г. Андрианова, С.А. Головин, С.В. Зыков [и др.] // *Российский технологический журнал*, 2020, т. 8, no. 4(36), с. 7-45.
4. Шугай Ю.С. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования событий и поиска предвестников в многомерных временных рядах // *Искусственный интеллект*, 2004, no. 2, с. 211-215.
5. Якимова В.А. Возможности и перспективы использования цифровых технологий в аудиторской деятельности // *Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика*, 2020, т. 36, no. 2, с. 287-318.
6. Baldwin A. Opportunities for artificial intelligence development in the accounting domain: the case for auditing / A. Baldwin, C. Brown, B. Trinkle // *Finance and Management*, 2006, no. 14, pp. 77-86.
7. Calderon T.G. A roadmap for future neural research in auditing and risk assessment / T.G. Calderon, J.J. Cheh // *International Journal of Accounting Information Systems*, 2002, vol. 3-4, pp. 203-236.
8. Chiu C.T. An intelligent forecasting support system in auditing: expert system

and neural network approach / C.T. Chiu, R. Scott // *System Sciences*, 1994, vol. 3, pp. 272-280.

9. Preliminary processing of data for the problem of short-term forecasting of electric energy cost / A.S. Polyakova, U.N. Kruglova, S.S. Bezhitskiy, S.V. Shelikhova // *Молодежь. Общество. Современная наука, техника и инновации*, 2015, no. 14, pp. 247-249.

10. Sermpinis G. Forecasting and trading the EUR/USD exchange rate with gene expression and psi sigma

neural networks / G. Sermpinis, J. Laws, A. Karathanasopoulos, C.L. Dunis // *Expert Sys. Appl.*, 2012, no. 39(10), pp. 8865-8877.

11. Vanstone B. An empirical methodology for developing stockmarket trading systems using artificial neural networks / B. Vanstone, G. Finnie // *Expert Sys. Appl.*, 2009, no. 36(3), pp. 6668-6680.

12. Xianjun Ni. Research of Data Mining Based on Neural Networks / Ni Xianjun // *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 2008, no. 39, pp. 381-384.



---

# PREDICTION OF COMPLEX PROCESSES BY NEURAL NETWORKS

---

**Kumratova Alfira Menligulovna**, Cand. Sci. (Econ.)

**Chumachenko Kirill Eduardovich**, student

Kuban State Agrarian University, Kalinina, 13, Krasnodar, Russia, 350044; e-mail: kumratova.a@edu.kubsau.ru

*Importance:* forecasting of complex processes is necessary in various industries to optimize their operations, reduce costs and increase efficiency. Traditional statistical methods and machine learning algorithms were used for forecasting, but the advent of neural networks significantly increased the accuracy of forecasts. *Purpose:* the use of neural networks for predicting complex processes is becoming increasingly popular due to their ability to study complex relationships between data, find patterns in them and generalize them, predicting future results. *Research design:* assuming that the use of neural networks for time series forecasting is associated with the problems of developing accurate models, the paper shows the potential advantages of using neural networks for predictive modeling of complex processes. *Results:* the authors present a demonstration of the work of a tool for predicting time series using neural networks.

**Keywords:** artificial neural networks, forecast, time series, data analysis, big data, predictive modeling, CNN, lstm, forecasting, complex process.

## References

1. Egorov I.A. Methods of Big Data analysis / I.A. Egorov, G.S. Amatunyants, A.M. Kumratova. *Digitalization of the economy: directions, methods, tools: in the Collection of materials of the All-Russian Scientific and Practical Conference*, Krasnodar, January 16-21, 2023. Krasnodar, Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin, 2023, pp. 192-196. (In Russ.)
2. Manzhula V.G. Kohonen neural networks and fuzzy neural networks in data mining / V.G. Manzhula, D.S. Fedyashov. *Fundamental Research*, 2011, no. 4, pp. 108-114. (In Russ.)
3. Review of modern models and methods for analyzing time series of dynamics of processes in social, economic and sociotechnical systems / E.G. Andrianova, S.A. Golovin, S.V. Zikov [et al.]. *Russian Technological Journal*, 2020, Vol. 8, no. 4(36), pp. 7-45. (In Russ.)
4. Shugai Yu. S. Neural network algorithms for predicting events and searching for precursors in multidimensional time series. *Artificial Intelligence*, 2004, no. 2, pp. 211-215. (In Russ.)
5. Yakimova, V. A. Opportunities and prospects of using digital technologies in auditing. *Bulletin of St. Petersburg University. Economy*, 2020, vol. 36, no. 2, pp. 287-318. (In Russ.)
6. Baldwin A. Opportunities for artificial intelligence development in the accounting domain: the case for auditing / A. Baldwin, C. Brown, B. Trinkle. *Finance and Management*, 2006, no. 14, pp. 77-86. (In Eng.)
7. Calderon T.G. Roadmap of future neural research in the field of audit and risk assessment / T.G. Calderon, J.J. Cech. *International Journal of Accounting Information Systems*, 2002, vol. 3-4, pp. 203-236. (In Eng.)

8. Chiu C.T. An intelligent forecasting support system in auditing: expert system and neural network approach / C.T. Chiu, R. Scott. *System Sciences*, 1994. vol. 3, pp. 272-280. (In Eng.)
9. Preliminary data processing for the task of short-term forecasting of electricity costs / A.S. Polyakova, Yu.N. Kruglova, S.S. Bezhitsky, S.V. Shelikhova. *Youth. Society. Modern science, technology and innovation*, 2015, no. 14, pp. 247-249. (In Eng.)
10. Sermpinis G. Forecasting and trading the EUR/USD exchange rate with gene expression and pi sigma neural networks / G. Sermpinis, J. Laws, A. Karathanasopoulos, C. L. Dunis. *Expert Sys. Appl*, 2012, no. 39(10), pp. 8865-8877. (In Eng.)
11. Vanstone B. An empirical methodology for developing stock market trading systems using artificial neural networks / B. Vanstone, G. Finnie. *Expert Sys. Appl*, 2009, no. 36(3), pp. 6668-6680. (In Eng.)
12. Xianjun Ni. Research of data mining based on neural networks. *World Academy of Science, Technology and Technology*, 2008, no. 39, pp. 381-384. (In Eng.)