

# ГИБРИДНЫЕ МЕТОДЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ НА ФИНАНСОВЫХ РЫНКАХ

А. Н. Аверкин, С. А. Ярушев, А. В. Федотова

ФГБУН Вычислительный центр им. А. А. Дородницына Российской Академии Наук

Международный университет природы, общества и человека «Дубна»

Кафедра Компьютерных систем автоматизации производства Московского государственного технического

университета им. Н.Э. Баумана

Москва, Российская Федерация

E-mail: aluon@mail.ru

*В работе рассмотрены анализ гибридных методов прогнозирования, используемых на финансовых рынках.*

## ВВЕДЕНИЕ

Прогнозирование финансовых рынков является одной из наиболее сложных задач в прогнозировании временных рядов поскольку в среде финансовых рынков существует большое количество неопределенностей разного рода. Политические события, экономические тенденции, ожидания инвесторов влияют на ход торгов. Временной ряд стоимости акций характеризуется как нелинейный, неоднородный и высокочастотный с мульти-полиномиальными компонентами, в связи с чем прогнозирование подобных временных рядов становится затруднительным. Центральной идеей в прогнозировании фондовых рынков на данный момент является достижение наилучших результатов, используя минимальное количество входных данных и упрощение модели самого рынка [3]. Принимая во внимание данную идею и очевидные сложности, является целесообразным использование интеллектуальных методов прогнозирования [1].

## 1. ИССЛЕДОВАНИЕ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ НА ФИНАНСОВЫХ РЫНКАХ

Технологии искусственного интеллекта, такие как искусственные нейронные сети, нечеткая логика и генетические алгоритмы наиболее востребованны, так как они могут работать с инженерными задачами, сложно решаемыми классическими методами [13]. Данные технологии могут успешно применяться в сложных математических системах для прогнозирования временных рядов [10]. Способность точно предсказывать будущее имеет фундаментальное значение для многих процессов принятия решений в планировании, разработке стратегий, построении политики, а также в управлении поставками и ценах акций. Обзор исследовательских потребностей в прогнозировании был представлен в работе Армстронга [2]. В 1980х, было проведено крупномасштабное соревнование по прогнозированию, в котором большинство широко используемых линейных методов тестировались на более чем 1000 реальных временных рядов

[17]. Смешанный результат указал, что ни одна из линейных моделей не показала глобально лучшего результата, что можно интерпретировать как отказ в работе линейных моделей в сфере учета с той или иной степенью нелинейности, что является обычным для реального мира. Т.к. они не способны распознавать любые нелинейные связи в данных. Искусственные нейронные сети (НС) являются одной из технологий, получивших заметный прогресс в сфере исследования фондовых рынков. Разработка способов и методов, способных аппроксимировать любую нелинейную непрерывную функцию, без априорного представления о природе самого процесса рассматривается в работе Р. Пино [19]. Уилсон и Шарда [21] разработали НС для классификации банкротств. Уилсон и Шарда (1994) пришли к выводу, что хотя НС работали лучше, чем дискриминантный анализ, различия были не всегда значительными. Тэм и Кианг [20] сравнили производительность НС со множеством альтернатив: регрессией, дискриминантным анализом, логистикой, методом К ближайших соседей, и ID3. Каждая из этих технологий имеет свои преимущества и недостатки. Одним из подходов к решению сложно-разрешимых задач реального мира является гибридизация технологий искусственного интеллекта и статистических методов. В качестве подтверждения успеха данного подхода выступает растущее число работ с использованием гибридных моделей прогнозирования [11]. Лэй [15] в своей работе представил модель прогнозирования финансовых временных рядов используя нечеткую кластеризацию. Ким [12] и др. сравнил генетический алгоритм, основанный на методе функционального преобразования с двумя обычными методами для генерации искусственной нейронной сети. Результаты экспериментов показали, что размерность характеристик уменьшилась и снизилось влияние посторонних факторов на прогноз. Лю [16] представил de-noising схему, которая использует результаты комплексного независимого анализа для прогнозирования временного ряда цен акций. Нэндрэ [18] представил подход для классификации акций на кластеры по управлению портфелями. Чанг и

Лиу [5] предложили гибридную модель для прогнозирования цен акций используя технический индекс на входах адаптированной TSK нечеткой модели. Хадаванди и др. [9] представили гибридный подход, использующий генетическую нечеткую систему (GFS) и искусственные нейронные сети для построения экспертной системы для прогнозирования рынка акций. Сочетание предложенных подходов предлагает мощный инструмент для прогнозирования рынка акций. Атсалакис и Валавани [4] предоставили всеобъемлющий обзор литературы по существующим моделям прогнозирования временных рядов.

## II. ПОИСК ОПТИМАЛЬНОЙ БАЗЫ ПРАВИЛ

Как известно, при использовании нечетких систем для моделирования, одна из самых важных задач, это поиск оптимальной базы правил. Эта задача может решаться несколькими способами – с помощью эксперта или может быть задана априори по лингвистическому описанию моделируемой системы. Работы в данной области: Куо [14] предложил генетический алгоритм, основанный на нечеткой нейронной сети; Ванг [22] разработал гибридную модель, использующую витрину данных для уменьшения размерности данных о торгах на бирже и комбинирующую методы фазсификации с теорией Грея для разработки Грей-нечеткой системы прогнозирования рынка акций. В итоге он заключил, что предложенная модель может эффективно помочь трейдерам в ходе торгов. Одним из наиболее популярных подходов является гибридизация нечеткой логики и генетических алгоритмов, образующих генетические нечеткие системы (GFSs) [6], [8]. Несколько исследователей использовали нечеткие генетические системы для проблемы прогнозирования [7]. Но на данный момент не существует обзоров и исследований в литературе, использующих GFS системы совместно с обучающей базой правил и базой настройки данных нечеткой системы, используя генетический алгоритм для прогнозирования рынка акций.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Подводя итоги, можно сделать вывод, что использование гибридных моделей дает более широкие возможности для прогнозирования в современных условиях высокой волатильности рынков акций, т.к. традиционные методы по отдельности уже не справляются с неоднородной и сложной природой временных рядов.

1. Abraham A., Nath B., Mahanti P.K. Hybrid intelligent systems for stock market analysis// V.N. Alexandrov, J. Dongarra, B.A. Julianno, R.S. Renner, C.J.K. Tan (Eds.) Computational Science, Springer-Verlag, Germany. – 2001. – P. 337–345.
2. Armstrong J. S. Research needs in forecasting// International Journal of Forecasting, 1988 – 4. – P. 449–465.
3. Atsalakis George S., Valavanis Kimon P. Forecasting stock market short-term trends using a neuro-fuzzy

- based methodology// Expert Syst. Appl. – 2009. – Vol.36. – P. 10696–10707.
4. Atsalakis G. S., Valavanis K. P. Surveying stock market forecasting techniques – Part II: Soft computing methods// Expert Systems with Applications. – 2009. – Vol.36. – P. 5932–5941.
5. Chang P. C., Liu H. C. A TSK type fuzzy rule based system for stock price prediction// Expert Systems with Applications. – 2008. – Vol.34. – P. 135–144.
6. Cordon O., Herrera F., Hoffmann F., Magdalena L. Genetic Fuzzy Systems: Evolutionary Tuning and Learning of Fuzzy Knowledge Bases, World Scientific, Singapore. – 2001.
7. Damousis I.G., Dokopoulos P. A fuzzy expert system for the forecasting of wind speed and power generation in wind farms// International Conference on Power Industry Computer Applications PICA, Sydney, Australia. – 2001. – P. 63–69.
8. Eiben A.E., Smith J.E. Introduction to Evolutionary Computation, Springer, Berlin. – 2003.
9. Hadavandi E., Shavandi H., Ghanbari A. Integration of genetic fuzzy systems and artificial neural networks for stock price forecasting// Knowledge-based Systems. – 2010. – Vol.23. – P. 800–808.
10. Keles A., Kolcak M., Keles A. The adaptive neuro-fuzzy model for forecasting the domestic debt// Knowl. Based Syst. – 2008. – Vol.21. – P. 951–957.
11. Khashei M., Bijaria M., Raissi Ardali G. A. Improvement of auto-regressive integrated moving average models using fuzzy logic and artificial neural networks (ANNs)// Neurocomputing. – 2009. – Vol.72. – P. 956–967.
12. Kim K., Lee W.B. Stock market prediction using artificial neural networks with optimal feature transformation// Neural Computing Applications. – 2004. – Vol.13. – P. 255–260.
13. Konar A. Computational Intelligence: Principles, Techniques, Springer, Berlin. – 2005.
14. Kuo R.J., Chen C.H., Hwang Y.C. An intelligent stock trading decision support system through integration of genetic algorithm based fuzzy neural network and artificial neural network// Fuzzy Set. Syst. – 2001. – Vol. 118. – P. 21–45.
15. Lai R. K., Fan C. Y., Huang W. H., Chang P.C. Evolving and clustering fuzzy decision tree for financial time series data forecasting// Expert Systems with Applications. – 2009. – Vol.36. – P. 3761–3773.
16. Lu C.J. Integrating independent component analysis-based denoising scheme with neural network for stock price prediction// Expert Systems with Applications. – 2010. – Vol.37. – P. 7056–7064.
17. Makridakis S., Anderson A., Carbone R., Fildes R., Hibdon M., Lewandowski R., Newton J., Parzen E., Winkler R. The accuracy of extrapolation (time series) methods: Results of a forecasting competition// Journal of Forecasting. – 1982 - 1(2). – P. 111-153.
18. Nanda S. R., Mahanty B., Tiwari M. K. Clustering Indian stock market data for portfolio management// Expert Systems with Applications. – 2010. – Vol.37. – P. 8793–8798.
19. Pino R., Parreno J., Gomez A. and Priore P. Forecasting next-day price of electricity in the Spanish energy market using artificial neural networks// Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2008 - Vol.21. – P. 53–62.
20. Tam K.Y., Kiang M.Y. Managerial applications of neural networks: the case of bank failure predictions// Management Science. – 1992 - Vol 38, 7. – P. 926-947.
21. Wilson R. L. Sharda, R. Bankruptcy prediction using neural networks// Decision Support Systems. – 1994. – Vol.11. – P. 545-557.
22. Wang Y.-F. Predicting stock price using fuzzy grey prediction system// Expert Syst. Appl. 22. – 2002. – P. 33–39.