

Литература:

1. Wiktorsson M., Ryden T., Nilsson E., Bengtsson G. Modelling the Movement of a Soil Insect // Journal of Theoretical Biology. — 2004. — Vol. 231. — P. 497-513.
2. Takahashi H., Horibe N., Shimada M., Ikegami T. Analyzing the House Fly's Exploratory Behavior with Autoregression Methods // Journal of Physical Society of Japan. — 2008. — Vol. 77. — 16 pp. — <http://jpsj.ipap.jp/link?JPSJ/77/084802/>.
3. Matis J., Kleerekoper H., Gensler P. A Time Series Analysis of Some Aspects of Locomotor Behavior of Goldfish, *Carassius auratus* L. // Biological Rhythm Research. — 1973. — Vol. 4. — P. 145-158.
4. Gautrais J., Jost Ch., Soria M., Campo A., Motsch S., Fournier R., Blanco S., Theraulaz G. Analyzing Fish Movement as a Persistent Turning Walker // Journal of Mathematical Biology. — 2009. — Vol. 58. — P. 429-445.
5. Непомнящих В.А. Противоречие между оптимизацией и упорядоченностью в строительном поведении личинок ручейников *Chaetopteryx villosa* Fabr. (Limnephilidae: Trichoptera) // Журнал общей биологии. — 2002. — Т. 63. — С. 473-482.
6. Непомнящих В.А., Подгорный К.А. Формирование упорядоченного поведения при случайной последовательности раздражителей у личинок ручейника *Chaetopteryx villosa* Fabr. (Limnephilidae: Trichoptera: Insecta) // Журнал общей биологии. — 1994. — Т. 55. — С. 328-336.

МЕТОДЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА И ТРАДИЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В ПРОГНОЗИРОВАНИИ ДИНАМИКИ ФОНДОВОГО ИНДЕКСА S&P500

Осколкова М.А., Паршаков П.А., Ясницкий Л.Н.

Государственный университет Высшая школа экономики
(Пермский филиал)

Биржевое ценообразование на сегодняшний день является наиболее эффективным методом распределения ограниченных ресурсов, в частности, капитала, поэтому ценообразование на финансовых рынках представляется актуальным направлением для исследований. Возможность предсказывать динамику финансовых рынков интересует инвесторов, бизнесменов и ученых уже несколько десятилетий [1-4]. Уже несколько десятилетий для прогнозирования поведения биржевых цен активно используются компьютерные технологии, среди которых наиболее перспективными в последнее время представля-

ются методы искусственного интеллекта. Однако вопрос о сравнительной эффективности применения различных методик всегда был и остается весьма спорным.

Методы искусственного интеллекта, в частности — нейросетевые технологии, для анализа финансовой информации являются альтернативой (по мнению некоторых ученых — дополнением) для традиционных методов исследования, таких как статистический анализ и экспертный анализ индикаторов технического анализа, фундаментальных показателей. В отличие от традиционных методик применение нейронных сетей не предполагает никаких ограничений на характер входной информации. К тому же, нейронные сети способны находить оптимальные для данного инструмента индикаторы и строить по ним оптимальную для данного ряда стратегию предсказания. Более того, эти стратегии могут быть адаптивны, меняясь вместе с рынком, что особенно важно для молодых активно развивающихся рынков, в частности, российского.

Основной целью работы является прогнозирование уровня фондового индекса S&P 500 на определенный период времени с помощью нейросетевого моделирования и регрессионного аппарата, а также сравнительный анализ этих двух альтернативных подходов.

При выполнении нейросетевого моделирования в работе использовалась программа «Нейросимулятор-1.0» [5]. Технологии регрессионного анализа реализовывались с помощью пакета Eviews.

Оба метода (регрессионный и нейросетевой) позволяют строить модели как факторной зависимости, так и «оконные». Мы использовали месячные данные о величине индекса с 1965 года. Скользящее окно содержало 29 месяцев. Тестировались различные периоды обучения и построения регрессий (1965-2006; 1990-2006; 2000-2006; 2003-2006). В качестве экзогенных мы выбрали 13 переменных, в частности — дивиденды компаний, входящих в индекс S&P500 за последние 12 месяцев и прибыль компаний за последние 12 месяцев.

Нейронные сети. Метод «скользящее окно». Применялось окно шириной 29 месяцев. Были испробованы различные функции для минимизации ошибки обучения. Лучшие результаты были достигнуты при использовании функции «сигмоида» на входном и скрытом слоях. Минимальная из максимальных ошибок при применении метода «скользящее окно» составила 12,95% или 79,76 в абсолютном выражении, что нельзя признать пригодным для практических целей результатом.

Нейронные сети. Прогнозирование на основе факторной зависимости. В качестве экзогенных переменных были выбраны: дивиденды компаний, входящих в индекс S&P500 за последние 12 месяцев; прибыль компаний, входящих в индекс S&P500 за последние 12

месяцев; соотношение балансовой и рыночной стоимости компании; T-bill rates — котировки государственных облигаций США; доходности облигаций компаний с различным кредитным рейтингом: от ВАА до ААА; доходность долгосрочных облигаций правительства США; Net Equity Expansion — коэффициент (скользящий, за 12 месяцев), показывающий количество новых акций, деленное на общую рыночную капитализацию.

Прогнозирование на основе регрессионного аппарата. При построении регрессий использовался только один временной промежуток — 1995-2006, так как регрессионный аппарат требует большой выборки для выявления закономерностей и, как следствие, построения модели.

Регрессионный аппарат. Метод «скользящее окно» (авторегрессия). Авторегрессия справилась с предсказанием тренда, однако точность прогноза очень низка.

Регрессионный аппарат. Факторные регрессии. Регрессия плохо справилась с предсказанием тренда, однако точность модели приемлемая. В целом с задачей модель не справилась.

Заключение. Сравнение моделей. Факторная регрессия, построенная по стационарным данным и нейросеть на основе «окна» не справились в предсказанием тренда. Лучший коэффициент детерминации R2 оказался у нейросети с параметрами 25-10-10, построенной на временном промежутке 2003–2006. Она справилась с предсказанием тренда с достаточной точностью.

Тем не менее, мы не можем утверждать, что нейронные сети в принципе решают задачи предсказания лучше регрессионного аппарата. При регрессионном анализе есть возможность оценить соответствие коэффициентов при переменных логике и тем самым улучшить качество модели, занулив несоответствующие. Регрессионные модели имеют большую объясняющую способность. Они позволяют выявить некие закономерности в явной форме. Нейронные сети не дают ответ на вопрос «почему?».

Однако наше исследование показывает, что они неплохо подходят для оценки биржевой динамики за счет своей гибкости и умения находить нелинейные закономерности. Несомненный плюс нейросетей также в том, что они не требуют большой объем выборки для корректного прогноза (в нашем случае — всего 3 года, тогда как для регрессионной модели требуется 31 год).

Литература и электронные ресурсы:

1. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. — М.: Издательский центр «Академия», 2005. — 176 с.

2. *Campbell J.Y, Thompson S.B.* Predicting the Equity Premium Out of Sample: Can Anything Beat the Historical Average? NBER Working Papers 11468, National Bureau of Economic Research, 2005: [Электронный ресурс] — Режим доступа: <http://www.jstor.org/stable/pdfplus/3241550.pdf>
3. *Goyal A., Welch I.* A Comprehensive Look at the Empirical Performance of Equity Premium Prediction, *Financial Studies*, 2006: [Электронный ресурс] — Режим доступа к ст.: <http://www.jstor.org/pss/1907210>
4. www.bloomberg.com, www.finance.yahoo.com, www.adr.com, www.wikipedia.ru, www.standardandpoors.ru/pdfs/500_index.pdf.
5. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Симулятор нейронных сетей «Нейро-симулятор 1.0». // Свидетельство об отраслевой регистрации разработки №8756. Зарегистрировано в Отраслевом фонде алгоритмов и программ 12.07.2007.

ПРИМЕНЕНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ СТРУКТУРНОЙ И ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ЭКОНОМИКО-МАТЕМАТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ

Переведенцева Н.В, Ясницкий Л.Н

Пермский государственный университет

В данной работе рассматриваются динамические системы, описывающие поведение конкурирующих фирм, действующих на рынке высокотехнологичного товара. Одним из подходов к исследованию конкуренции является маркетинговое исследование динамики числа их участников. При моделировании спроса на высокотехнологичные товары возможно допущение, что каждый индивид заинтересован в приобретении только одной единицы товара.

В [1] предложена модель распространения инноваций для двух фирм, каждая из которых действует на отдельном сегменте рынка. Аналогично этой модели в [3] была предложена модель, где обе фирмы действуют на одном сегменте рынка. В моделях исследуется динамика численности собственников товара в зависимости от таких параметров, как интенсивность рекламы, степень общения индивидов. В настоящей работе на основе указанных выше моделей и стохастической модели, описанной в [2], предложена модель с учетом изменения качества товара.

После того, как были построены модели, встал вопрос об их параметрической идентификации по существующим данным. В [4] есть статистические данные продаж автомобилей с апреля 2007 года по апрель 2009 года по месяцам, но в моделях учитывается динамика ко-