

УДК 004.83

Ю. В. Николаева, аспирант, Ижевский государственный технический университет имени М. Т. Калашникова

КРИТЕРИИ ВЫБОРА АРХИТЕКТУРЫ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ФИНАНСОВЫХ РЫНКОВ

Становление и развитие фондовых бирж и финансовых рынков обуславливает рост количества ученых, занятых в данной области. На текущий момент большинство инвесторов используют специализированное программное обеспечение для анализа рынков. Такого рода программы включают в себя лучшие проверенные методы анализа тренда, выявления точек разворота, классификации рыночных ситуаций, прогнозирования котировок (подробнее о классификации данных систем см. [1]).

Наиболее распространенной технологией разработки программных продуктов для анализа финансовых рынков является направление искусственного интеллекта – искусственные нейронные сети. Нейронные сети – своеобразные математические модели, отражающие принцип взаимодействия нейронов в нервной системе человека. Принципиальным отличием нейронных сетей от других методов анализа временных рядов является способность к обучению. Нейронные сети, развиваясь параллельно с адаптивными математическими моделями ARIMA, ARCH [2, 3], вобрали в себя их качества подстройки к изменяющейся ошибке по модели временного ряда. Но нейросетевая методология открыла новую действительность – модель стала способной корректировать свои параметры, обеспечивая наибольшую точность аппроксимации.

Несмотря на огромный потенциал нейронных сетей, большинство нейросетевых приложений не используют его. Они оставляют этап настройки нейросети (подбор параметров, архитектуры) на усмотрение пользователей.

Нейросетевые приложения для финансовых рынков являются дорогостоящими программами, разрабатываемыми как отдельными командами разработчиков, так и крупными компаниями (MetaTrader 4, Trading Solution). Можно выделить класс не узко специализированных программ для построения нейронных сетей: NeuroSolutions, Neuroph, OpenCV позволяют в визуальном режиме проектировать нейросети (подробнее о возможностях и альтернативах данного класса ПО см. [4]).

Общим для всех вышеперечисленных приложений является подход к нейросетевому анализу, необходимыми этапами которого выделяют:

1. Кодирование входов/выходов: перевод входных данных в числовой формат.

2. Обучение нескольких нейросетей с различной архитектурой: результат обучения зависит как от размеров сети (количество слоев, нейронов, связей), так и от ее начальной конфигурации. Именно этот

этап является объектом критики автора данной статьи. В специализированных нейросетевых приложениях для прогнозирования финансовых рынков данный этап «отдается на откуп» пользователю, который, не обладая необходимыми знаниями, должен выбирать архитектуру нейронной сети, характер и тесноту связей, задавать начальные значения весовых коэффициентов и т. д.

3. Отбор оптимальных сетей: критерием выбора является наименьшая ошибка предсказания на новых данных. Из множества обученных и протестированных нейронных сетей различной архитектуры выбирается сеть, показавшая наиболее высокие результаты на данных отдельного финансового инструмента. При таком подходе не гарантируется, что среди множества сетей пользователь выберет действительно подходящую нейронную сеть для конкретного временного ряда.

4. Оценка значимости предсказаний: методы оценки ошибки прогнозирования по модели. Этот этап иногда упускается в специализированных нейросетевых приложениях для финансовых рынков, и пользователь начинает применять в своей торговой стратегии незначимую прогнозную модель.

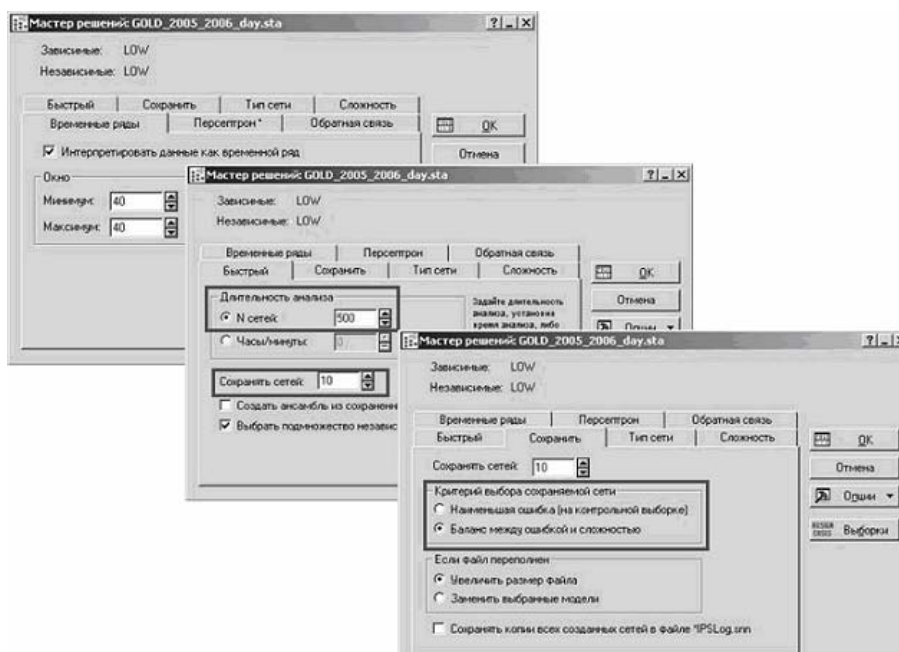
При таком подходе не учитываются особенности проектирования нейронных сетей, важность которых подчеркивается в теории нейросетевой методологии [5]. К таким особенностям относится этап предобработки данных: нормирование данных, удаление очевидных регулярностей. Самым большим недостатком описанного подхода является отсутствие этапа определения параметров нейронной сети на основе исследования и выявления характеристик входного набора данных.

Рассмотрим, для примера, проектирование нейронных сетей для прогнозирования цен на золото в распространенном в России статистическом пакете STATISTICA (см. рисунок).

На рисунке представлены некоторые этапы работы мастера решений [6], в которых применяются описанные выше недостатки подхода к нейросетевому моделированию: отсутствие предобработки данных, задание произвольных параметров, выбор из нескольких сетей.

Пользователь такого нейросетевого приложения становится экспериментатором и, основываясь только на эмпирических результатах, выбирает для себя модель.

Гораздо более правильным автору статьи видится выбор нейронной сети на основе научных аналитических методов. Представим основные шаги проектирования нейронной сети с учетом научных работ.



Этапы работы мастера решений

1. Выбор архитектуры нейронной сети. Под архитектурой понимается способ организации нейронов, выделение слоев, построения связей между ними. Для конкретной задачи подбирается сеть своей архитектуры, например, сети Ворда для прогнозирования, Хопфилда для обработки образов, самоорганизующиеся карты Кохонена для кластеризации. Подходящая для задач классификации рыночных ситуаций архитектура – многослойный перцептрон.

2. Подбор топологии нейронной сети. Топология нейронной сети рассматривает количество нейронов в слоях, наличие связей между нейронами разных слоев.

3. Нормировка данных для нейронных сетей. Нормировка – это корректировка ряда значений в соответствии с функциями преобразования с целью сделать их более удобными для анализа, сравнения.

4. Определение формы получения и интерпретации выходного сигнала. Значения выходного сигнала могут быть самим решением или некоторой его характеристикой.

5. Выбор алгоритма обучения нейронной сети. Алгоритм обучения необходимо выбирать, учитывая задачи применения нейросети и функцию ошибок модели.

Полноценный процесс проектирования нейронной сети для конкретно заданной цели и в особой предметной области сложнее, чем случайный подбор параметров и построение на их основе некоторого количества сетей, из которых выбирается наилучшая. Сравнительные исследования показывают, что качество функционирования моделей, полученных научными методами, выше, чем качество моделей, построенных с использованием пользовательской настройки.

Получено 04.12.14

Эффективность (процент верно выдаваемых рекомендаций) разработанной автором статьи интеллектуальной СППР, основанной на нейронной сети классифицирующей рыночные ситуации, при проектировании которой были учтены все вышеописанные рекомендации, составляет 74 %. Для сравнения: средняя эффективность систем, основанных на пользовательском выборе параметров нейросетей, – не более 55 %. Это доказывает эффективности использования полноценного научного подхода в противовес к распространенному подходу перебора группы нейросетей с пользовательской настройкой параметров.

Библиографические ссылки

1. *Файзуллин Р. В.* Классификация систем помощи принятия решений на бирже // Вестник ИжГТУ. – 2009. – № 1(41). – С. 56–58.
2. *Box George Edward Pelham, Jenkins Gwilym M., Reinsel Gregory C.* Time Series Analysis : Forecasting and Control. – 3 rd ed. – John Wiley & Sons Inc, 2008. – 746 p.
3. *Bollerslev T., Engle R. F., Nelson D. B.* Arch models // Handbook of Econometrics / R. F. Engle, D. McFadden (ed.). – Edition 1. – Vol. 4, chapter 49. – Elsevier, 1986. – Pp. 2959–3038.
4. Автоматизация проектирования искусственных нейронных сетей для задач прогнозирования, управления и оценки качества / А. Торегожин, Д. Манаев, А. Золотухина, Ю. Самойлова // Материалы Второй межвуз. науч. конф. по проблемам информатики. – СПб. : ВВМ, 2011. – С. 23–27.
5. *Галушкин А. И.* Нейронные сети: основы теории. – М. : Горячая линия-Телеком, 2010. – 496 с.
6. Прогнозирование цен на золото с помощью нейронных сетей STATISTICA SNN : инф. статья. – URL: http://www.statistica.ru/statportal/tabID_32/MIId_141/ModeID_0/ PageID_354/DesktopDefault.aspx