

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРИ ПРОГНОЗИРОВАНИИ ДИНАМИКИ КОТИРОВОК ЦЕННЫХ БУМАГ НА ФОНДОВЫХ РЫНКАХ

А.Ю. Ситникова

Самарский государственный аэрокосмический университет

им. академика С.П. Королева, Самара, Россия

В последние годы в связи с прошедшими в России экономическими реформами возникают значительные изменения во многих сферах и отраслях, в частности, начали активно формироваться и динамично развиваться российский финансовый рынок и рынки, его составляющие, – в частности, фондовый рынок. Такие рынки предоставляют дополнительные или альтернативные источники финансирования экономики на микро- и макроуровне. Специфичность формирования, трансформирования и развития российского фондового рынка не позволяют полностью копировать методы и модели, сложившиеся за рубежом.

Анализ инвестиционных качеств ценной бумаги можно осуществлять с двух сторон: анализируя ее рыночную стоимость и анализируя ее внутреннюю стоимость. В первом случае исследуют рыночную конъюнктуру ценных бумаг, динамику их курсов. Во втором случае изучается финансово-экономическое положение эмитента, отрасли, к которой принадлежит ценная бумага, а также общественное настроение. Поэтому исторически сформировалось два главных методологических подхода анализа рынка ценных бумаг: технический анализ и фундаментальный анализ.

Чаще всего трейдеры, брокеры и дилеры, которые являются основными участниками фондового рынка, в своей деятельности применяют технический анализ. В первую очередь по причине доступности исходных данных для анализа, поскольку в случае теханализа необходимы лишь исторические данные по котировкам изучаемых ценных бумаг, в редком случае – объёмы продаж. Все эти данные в свободном доступе может получить любой пользователь Internet, например, на сайте РосБизнесКонсалтинг [3]. Таким образом, технический анализ – это исследование динамики рынка, чаще всего посредством графиков, с целью прогнозирования будущего направления движения цен [1]. По мнению основоположников технического анализа: если цена акции в ближайшем будущем изменится, то этому будут

предшествовать характерные признаки, выявить которые можно посредством анализа истории изменения цен.

На сегодняшний момент существует большое количество программных средств, позволяющих проводить технический анализ ценных бумаг в режиме online.

Однако простота применения классического технического анализа влечет за собой ряд отрицательных последствий. Во-первых, рекомендации технического анализа о покупке/продаже ценной бумаги пригодны не для всех рынков, а только для тех, на которых проводились исследования. Конкретный инструмент теханализа может хорошо работать на одном рынке и плохо – на другом. Во-вторых, классические правила технического анализа вырабатывались в условиях их применения ограниченным числом трейдеров и долгое время не были известны широкой массе пользователей. В результате массового использования могло меняться поведение динамики ценной бумаги. И, в-третьих, современные финансовые рынки динамично меняются, и закономерности, найденные в прошлом, могут не действовать на сегодняшнем рынке. Следовательно, технический анализ далёк от совершенства, что может оказывать негативное влияние на финансовые результаты трейдеров.

С целью борьбы с данными недостатками предлагается применение альтернативных методов – в частности, нейронных сетей, смысл которых заключается в том, что произвольные явления, относящиеся к высшей нервной деятельности, могут быть проанализированы и поняты, как некоторая активность в сети, состоящей из логических элементов, принимающих только два состояния («все или ничего») [2].

В качестве модели такого логического элемента, получившего в дальнейшем название «формальный нейрон», была предложена схема, приведенная на рис. 1. С современной точки зрения, формальный нейрон представляет собой математическую модель простого процессора, имеющего несколько входов и один выход. Вектор входных сигналов преобразуется нейроном в выходной сигнал с использованием трех функциональных блоков: локальной памяти, блока суммирования и блока нелинейного преобразования.

Вектор локальной памяти содержит информацию о весовых множителях, с которыми входные сигналы будут интерпретироваться

нейроном. Эти переменные веса являются аналогом чувствительности пластических синаптических контактов. Выбором весов достигается та или иная интегральная функция нейрона.

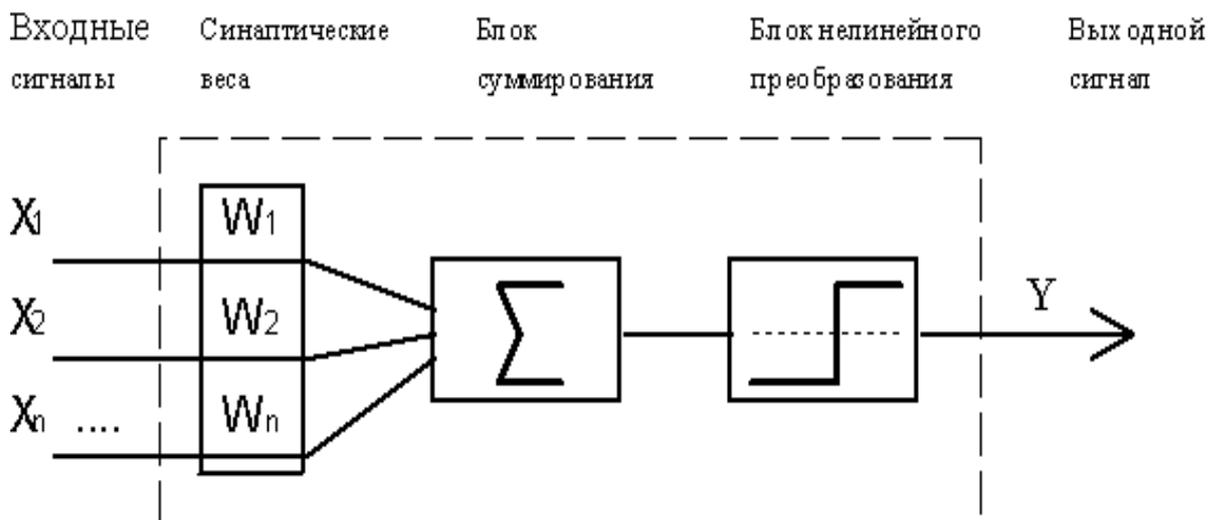


Рисунок 1. Функциональная схема формального нейрона

В блоке суммирования происходит накопление общего входного сигнала, равного взвешенной сумме входов:

$$net = \sum_{j=1}^n W_j x_j .$$

В модели формального нейрона отсутствуют временные задержки входных сигналов, поэтому значение net определяет полное внешнее возбуждение, воспринятое нейроном. Отклик нейрон далее описывается по принципу «все или ничего», т. е. переменная подвергается нелинейному пороговому преобразованию, при котором выход (состояние активации нейрона) Y устанавливается равным единице, если $net > P$, и $Y=0$ в обратном случае. Значение порога P (часто полагаемое равным нулю) также хранится в локальной памяти.

Автором была предпринята попытка создать нейронную сеть, позволяющую делать прогноз значений котировки ценной бумаги с шагом в один день. В качестве входных данных X можно использовать не только данные о котировках ценных бумаг прошлых периодов, как это делает технический анализ, но также и исторические данные курса евро (EUR), курса доллара (USD), индекса ММББ (MICEX), цен на нефть (BRENT) и пр.

Однако при выборе синаптических весов и модели блока нелинейного преобразования не следует забывать, что указанные выше определяющие факторы могут обладать высокой корреляцией, а модель, следовательно,

высокой мультиколлениарностью. Так, для периода 01.06.2011-14.10.2011 были посчитаны значения коэффициентов корреляции для указанных факторов и котировок акций ОАО «Газпром» (табл.1) – все модульные значения больше 0,8, что говорит о том, что изменение каждого из факторов оказывает влияние на все остальные исследуемые показатели в значительной степени. Следовательно, вид функции преобразования должен отличаться от линейной.

Таблица 1. Коэффициенты корреляции (01.06.11-14.10.11)

	GAZP	MICEX	EUR	USD
GAZP	1			
MICEX	0,966	1		
EUR	-0,897	-0,924	1	
USD	-0,892	-0,884	0,931	1

Далее приводится краткое словесное описание алгоритма реализации нейронной сети. На первом шаге происходит ввод исторических данных входных параметров (котировки ценной бумаги, MICEX, EUR, USD, BRENT и т.д.) за одинаковый период времени. При этом для математических расчётов необходимо перевести все объясняющие факторы (кроме самих котировок ценной бумаги) из абсолютных величин в относительные (например, рассчитать для каждой точки наблюдения их темпы роста или темпы прироста).

На втором шаге необходимо выбрать нелинейный вид функции, при помощи которой все входные параметры преобразуются в выходные.

На третьем шаге происходит обучение нейросети посредством определения параметров функции взаимосвязи между входными параметрами периода t и выходными данными периода $t+1$. Обучение проводится на исторических данных за некоторый период. Согласно рекомендациям разработчиков искусственных нейронных сетей: чем больше период обучения, тем качественнее нейросеть реагирует на изменение входных данных. Однако при практической реализации нейронных сетей на фондовом рынке не имеет смысла брать периоды обучения больше полугода в связи с регулярной сменой рыночных тенденций. Тем же фактом обусловлена необходимость периодического переобучения нейросетей. Таким образом, в процессе обучения определяется вид функции, которая

определяет прогнозное значение котировки ценной бумаги на шаг вперед.

На следующем шаге происходит оценка получаемых прогнозов. Если прогноз не удовлетворяет некоторым установленным параметрам качества прогноза, то необходимо изменить вид функции и вновь провести обучение сети.

Кроме того, по мере поступления новых данных (т.е. с течением времени) необходимо проводить дообучение сети.

Автором проводилась практическая реализация искусственной нейронной сети для котировок различных ценных бумаг различных периодов. В таблице 2 приведены оценки реализации нейросети, обученной на периоде 01.06.2011-14.10.2011 для котировок акций ОАО «Газпром» и ОАО «Сбербанк России». В качестве сравнения приведены данные прогнозов, получаемых при помощи трехдневного простого скользящего среднего для тех же самых акций.

Таблица 2. Оценка работы нейросети для котировок акций ОАО «Газпром» и ОАО «Сбербанк России»

	Прогноз на 15.10	Фактическая цена 15.10	R^2	Относит. средняя ошибка	Относит. средняя ошибка SMA (3)	Относит. max ошибка	Относит. max ошибка SMA (3)
GAZP	159,04	162,86	0,959	1,77%	2,28%	7,36%	10,22%
SBER	7692	80,72	0,96	2,14%	2,94%	9,95%	13,51%

Анализируя полученные результаты, можно сделать вывод о более высокой точности прогноза, получаемого при помощи нейронной сети по сравнению с традиционными методами технического анализа и прогнозирования.

Список литературы

1. Мэрфи, Дж. Технический анализ фьючерсных рынков: теория и практика [Текст] / Джон Дж.Мэрфи. – Перевод с англ. – М.: Евро, 2008. – 592 С.
2. Гордиенко, Е.К. Искусственные нейронные сети. Основные определения и модели [Текст] / Е.К. Гордиенко, А.А. Лукьяница // Техническая кибернетика. – 2004. - №5.– С. 79-91
3. www.rbc.ru