

Использование аппарата нейронных сетей для прогнозирования на рынке опционов

© 2009 К.Ю. Косевич, В.С. Белов
Московский государственный университет экономики,
статистики и информатики (МЭСИ)

В статье рассматривается метод предсказания цены опциона с помощью нейронных сетей, обсуждается возможность создания торговой стратегии на его основе, дается оценка эффективности работы предложенной модели.

Ключевые слова: рынок опционов, нейронные сети, цена опциона, прогнозирование.

Введение

Важной составляющей финансового рынка является сектор торговли производными инструментами (цена которых определяется ценой другого финансового инструмента - базового актива). Базовым активом выступают акции, облигации, индексы, фьючерсы. В западных странах объем рынка производных инструментов превышает объем классического рынка - рынка акций и бондов. В данной статье рассматриваются методы прогнозирования цен опционов, торгуемых на бирже контрактов, фиксирующих цену и срок поставки базового актива¹. Популярность использования производных инструментов обусловлена широкими возможностями управления капиталом при минимальных затратах.

Опцион - контракт, который дает покупателю право, но не обязательство, купить (опцион Пут) или продать (опцион Колл) базовый актив за конкретную цену до определенной даты. Опцион, как и акция или облигация, является ценной бумагой. Он также представляет собой финансовый контракт со строго определенными условиями и свойствами. Цена, уплаченная покупателем или получаемая продавцом опциона, называется премией. Время жизни опциона ограничено: оно заканчивается в дату истечения, указанную в контракте. По условиям опционного контракта покупатель получает право совершить сделку с базовым активом. Продавец же принимает на себя обязательство удовлетворить право покупателя. Цена, по которой может быть совершена сделка по желанию покупателя, называется ценой исполнения (страйк опциона). Сделки с производными инструментами имеют ряд преимуществ по сравнению со сделками с акциями. Прежде всего это эффект рычага - так называемая маржинальная торговля. Даже при небольшом изменении цены удается получать большую отдачу на вложенный капитал. Стоит

также отметить, что данный вид торговли является более рискованным по сравнению с рынком акций - при резких скачках цен можно потерять значительную часть вложенных средств.

Целью данного исследования выступает создание математической нейросетевой модели, позволяющей предсказывать с достаточно высокой вероятностью знак изменения цены - тренд движения, т.е. предугадывать, будет ли расти или падать цена опциона на следующий торговый день. Нейронные сети выбраны в качестве средства моделирования, так как изменения цен носят аperiodический характер с резкими изменениями направления тренда. В связи с этим другие методы не позволяют осуществлять прогноз с необходимой точностью. Предсказывать изменение цены представляется целесообразным, так как именно это позволяет получать прибыль из колебаний рынка. Имея такую модель, можно в перспективе создать автоматическую торговую стратегию, позволяющую работать на рынке с минимальным участием человека. В качестве модельного объекта был выбран опцион на фьючерс на индекс Российской торговой системы (РТС), так как этот инструмент является наиболее ликвидным опционом на российском рынке. Объем торгов составляет более 90% от общего объема торгов инструментами срочного рынка. Изменение в индексе РТС соответствует падению или росту всего рынка в целом.

Методы анализа финансового рынка

На сегодняшний день активно используется несколько основных методов анализа рынка: фундаментальный, технический и рассматриваемый в данной статье метод нейросетевого прогнозирования. Фундаментальный анализ изучает макроэкономические факторы, которые могут повлиять на динамику торгуемого финансового инструмента, и используется для определения глобальных тенденций. Для прогнозирования краткосрочных и среднесрочных изменений ис-

¹ Вайс С. Опционы. Полный курс для профессионалов. М., 2003.

пользуется технический анализ. Технический анализ - это исследование динамики рынков чаще всего посредством графиков, с целью прогнозирования будущего направления движения цен. Задача технического анализа заключается в исследовании ценовой динамики рынка посредством обнаружения закономерностей изменения нескольких рыночных параметров: цены, объема сделок, объема открытых позиций. В первую очередь анализируются изменения цен, а изменения остальных факторов изучаются для подтверждения правильности направления движения цен.

Новые реалии заставляют участников рынка обращать все большее внимание на новые методы анализа, одним из наиболее перспективных представляется нейросетевой анализ. Нейронные сети имеют способность к моделированию нелинейных процессов, могут работать с зашумленными данными, адаптируясь к изменяющимся внешним условиям. Методы нейронных сетей успешно применяются для анализа рынков акций и валюты².

Применение нейронных сетей

Нейросетевой анализ представляет собой использование нейронных сетей для задач предсказания временных рядов. Искусственная нейронная сеть - набор математических моделей нейронов, соединенных между собой связями - синапсами. Синапсы осуществляют связь между нейронами, умножая входной сигнал на число, характеризующее силу связи - вес синапса. Затем сигналы суммируются по всем связям. На выход нейрона поступает результат действия активационной функции на сумму сигналов синапсов. Как правило, активационные функции всех нейронов фиксированы, а веса являются параметрами сети и могут изменяться. Таким

образом, нейросеть преобразует входной вектор X_k в выходной Y_k при помощи нелинейного преобразования, заданного весами сети³.

В данном исследовании были использованы гибридные нейронные сети. В гибридных сетях логические выводы делаются с помощью аппарата нечеткой логики, а соответствующие функции принадлежности подстраиваются с использованием алгоритмов обучения нейронных сетей. Нечеткое подмножество A некоторого универсального множества E отличается от обычного тем, что для элементов $x \in A$ нет однозначного ответа "да - нет" относительно некоторого свойства R . Нечеткое подмножество A определяется как множество упорядоченных пар $A = \{i_A(x)/x\}$, где $i_A(x)$ - функция принадлежности, принимающая значения в некотором упорядоченном множестве M . Функция принадлежности указывает степень принадлежности элемента x к множеству A . Если $M = \{0,1\}$, то подмножество A может рассматриваться как обычное или четкое подмножество⁴.

Гибридные сети позволяют не только использовать априорную информацию, но и приобретать знания, они являются для пользователя значительно более прозрачными логически. Эти системы применяются в различных прикладных областях, таких как принятие решений и управление, классификация образов, аппроксимация и прогнозирование. В данной работе используется адаптивная сеть нечеткого вывода (ANFIS)⁵. Далее рассмотрим алгоритм построения такой гибридной сети.

Информация в сети ANFIS движется слева направо, от нескольких входов к единственному выходу (рис. 1). Информация обрабатывается параллельно, что является одним из наиболее важных качеств нейронных сетей.

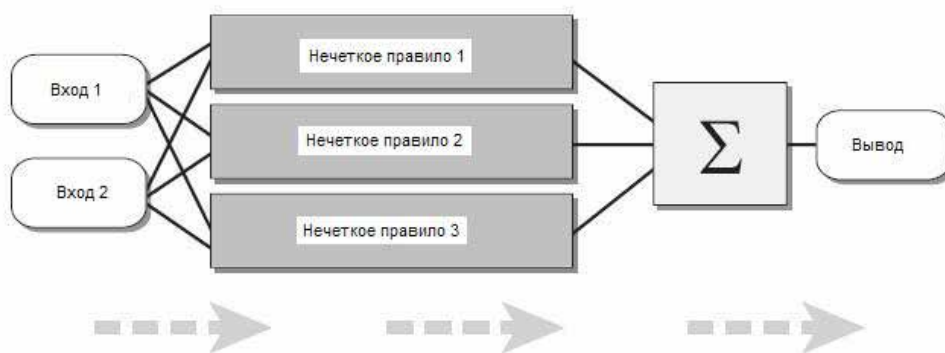


Рис. 1. Схема гибридной сети ANFIS

² См.: Бестенс Д., Ван ден Берг В., Вуд Д. Нейронные сети и финансовые рынки. М., 1997; Валютный спекулянт // Нейросети: работа над ошибками. 2000. № 7; Ежов А., Шумский С. Нейрокомпьютинг и его применения в экономике. М., 1998.

³ Круглов В.В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. М., 2004.

⁴ Там же.

⁵ Штовба С.Д. Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику // Горяч. Линия-Телеком. 2005.

Алгоритм можно логически разделить на следующие пять этапов: фазификация входных данных, расчет предпосылок, применение нечетких правил, суммирование результатов, дефазификация. Рассмотрим каждый из шагов более подробно.

I. Фазификация. Нечеткие правила оперируют с нечеткими переменными, поэтому на первом шаге необходимо преобразовать входные значения в степени принадлежности нечетких множеств. Подавая на вход числовые данные, мы получаем на выходе степени принадлежности (числа лежащие в интервале 0 до 1), определяющие, насколько входные данные принадлежат нечеткой переменной.

II. Расчет предпосылок. Допустим, что входные данные с первого входа дала степень \hat{a} , а второго - \hat{a} . На втором шаге мы должны вычислить предпосылку для нечеткого правила. В работе используются правила на основе оператора "ИЛИ". Результатом второго шага будет максимум из чисел \hat{a} и \hat{a} - $\max(\hat{a}, \hat{a})$.

III. Расчет логического вывода. Зная предпосылки нечеткого правила, можно рассчитать вывод. На вход функции принадлежности нечеткого вывода нечеткого правила подается значение, полученное на предыдущем шаге. В этой части алгоритма используется оператор "И", т.е. функция вывода обрезается на высоту $\max(\hat{a}, \hat{a})$. В результате мы получаем функцию истинности выполнения правила при данных входных значениях (рис. 2).

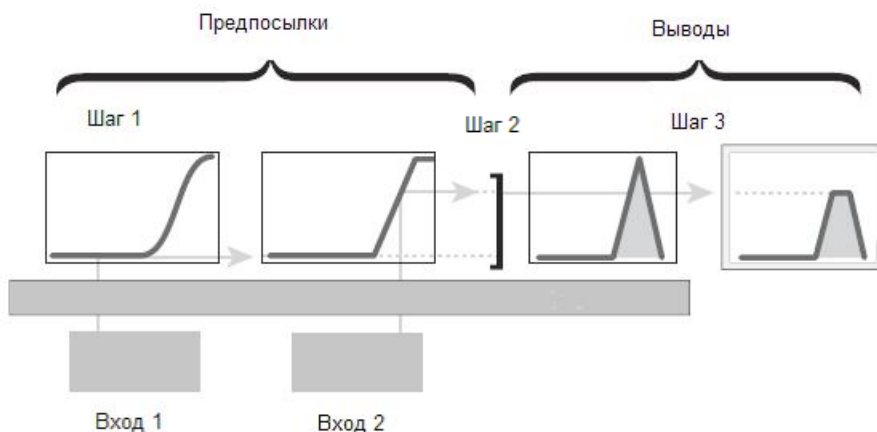


Рис. 2. Описание шагов 1-3

IV. Агрегирование всех правил. Окончательный результат определяется совокупностью выводов всех нечетких правил. На этом шаге функции, характеризующие истинность каждого правила, необходимо определенным образом агрегировать для получения единого правила. В работе единое правило получается путем объединения всех функций вывода.

V. Дефазификация. На этом шаге нечеткое множество, полученное на предыдущем шаге, необходимо преобразовать в результат, который должен быть четким множеством - числом. Для этой цели используется метод центра: результатом является точка на оси ординат, делящая пополам площадь под графиком общей функции вывода (рис. 3).

Для обучения гибридной сети может быть применен тот же метод обучения, что и для четких нейронных сетей - алгоритм обратного распространения ошибки⁶. Каждая итерация процедуры обучения выполняется в два шага. На первом шаге на входы подается обучающая выборка и с использованием разницы (невязки) между ожидаемым и полученным результатом сети итерационным методом находят оптимальные параметры узлов. На втором шаге остаточная невязка передается с выхода сети на входы и методом обратного распространения ошибки модифицируются параметры узлов. Рассчитываются параметры нелинейных функций первого слоя.

Залог успеха использования нейронных сетей - правильный выбор состава входов, архитектуры и методов обучения⁷. Для предсказания изменения цен опционов на фьючерс РТС были отобраны три типа входных данных.

1. **Внешний фон:** российский фондовый рынок является частью глобального рынка капитала, поэтому изменения, происходящие в мире, обязательно отражаются и в России. Для отражения этого факта был использован индекс Dow

Jones Composite, характеризующий усредненный показатель цен крупнейших американских корпораций. Также к внешнему фонду отнесена цена на нефть, так как российская экономика во многом определяется экспортом углеводородов.

⁶ Штовба С.Д. Указ. соч.

⁷ Ежов А., Шумский С. Указ. соч.

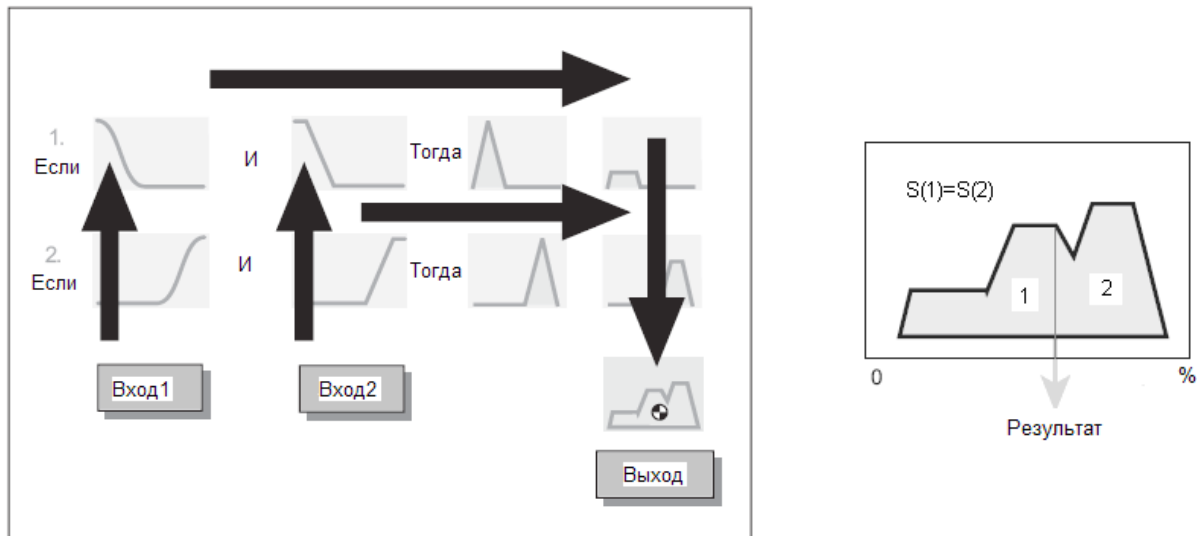


Рис. 3. Схема работы сети ANFIS

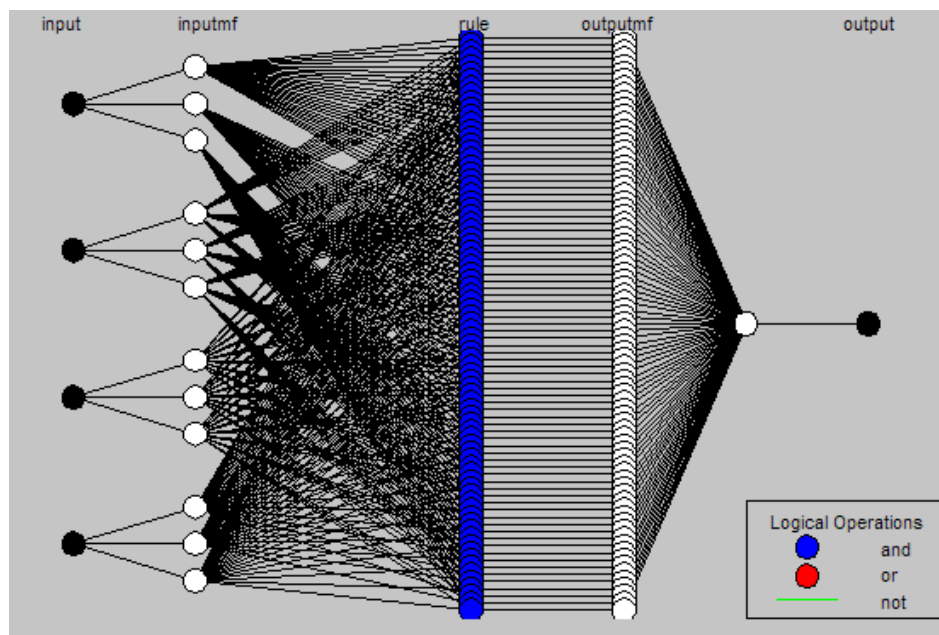


Рис. 4. Структура построенной гибридной нейронной сети

2. *Технические параметры торговли*: объем торгов, объем открытых позиций, волатильность (нормированное стандартное отклонение цены за определенный период) базового актива.

3. *История изменения* - исторические значения индекса РТС.

Предсказание изменения цены опциона

Для исследования были использованы ежедневные данные о ценах опционов на фьючерс РТС с разными страйками с января 2006 г. по ноябрь 2008 г.⁸ В качестве цен использовались средневзвешенные цены за торговый день. Ра-

⁸ Интернет-портал Российской торговой системы. Режим доступа: www.rts.ru.

бота была выполнена с помощью пакета Fuzzy Logic программного комплекса Matlab⁹. Целью предсказания было выбрано относительное изменение цены. Для обучения было использовано 80% от общей выборки, соответственно для тестирования - 20%. Всего было использована 1441 запись для опциона Колл и 1084 - для опциона Пут.

Была проведена предварительная очистка и трансформация данных:

- анализировались только ликвидные инструменты - с количеством сделок более 30 в день на протяжении двух дней подряд;

⁹ Fuzzy logic toolbox, User guide. Режим доступа: www.mathworks.com.

Результаты опционов, %

Тип опциона	Колл		Пут	
	"Около денег"	"В деньгах"	"Около денег"	"В деньгах"
Соотношение страйка и цены базового актива				
Распознан знак изменения цены	59	60	67	63
Средняя доходность на одну сделку	7	6	16	12

• резкие изменения цен опционов сглаживались: если изменение цены превосходило 50%, значение принималось равным 50%;

• были сформированы три группы данных для опциона каждого типа в зависимости от цены исполнения и цены базового актива - в данном случае фьючерса на индекс РТС:

1. Цена исполнения опциона близка (в пределах 50 индексных пунктов) к цене базового актива - так называемый опцион "у денег".

2. Цена исполнения больше 50 пунктов цены базового актива - "в деньгах" для опциона Пут и "вне денег" для опциона Колл.

3. Цена исполнения меньше 50 пунктов цены базового актива - "в деньгах" для опциона Колл и "вне денег" для опциона Пут.

Во время исследования были опробованы различные архитектуры нейронных сетей. Они регулировались числом входов, характером входных данных, числом скрытых слоев и числом нейронов в скрытых слоях.

Результаты:

Было проанализировано несколько архитектур, лучший результат был получен гибридной сетью со следующими входными данными:

1) волатильность (среднеквадратичное отклонение цены базового актива) за последние 20 торговых дней;

2) разность между ценой исполнения опциона и ценой фьючерса;

3) относительное изменение значения индекса Dow Jones Composite в предыдущий торговый день;

4) относительное изменение цены на нефть в предыдущий день торгов.

Структура построенной гибридной сети имеет вид: четыре входных параметра, каждый имеет по три функции принадлежности, и один выход (рис. 4).

Была оценена эффективность предложенного метода по параметру средней доходности A торговли на одну сделку. Эта величина рассчитывается по следующей формуле:

$$A = \sum_{i=1}^K [sign(\Delta_i^N) \cdot sign(\Delta_i^R) \cdot \Delta_i^R] / K,$$

где $sign(\hat{\Delta}_i^N)$ - предсказанный знак изменения цены; $sign(\hat{\Delta}_i^R)$ - действительный знак изменения цены; $\hat{\Delta}_i^R$ - действительное относительное изменение цены, i изменяется от 1 до K , K - количество точек в тестовом множестве.

Таким образом, если знак изменения цены определен верно, то будет получена прибыль (положительные члены суммы). Предполагается, что на основе прогноза будет выставлена заявка на сделку нужного направления (покупка или продажа), которая принесет доход, соответствующий реальному изменению цены инструмента. Если же прогноз будет сделан неверно, то убыток - член суммы с отрицательным знаком - будет равен тому же реальному изменению цены.

Ниже показаны результаты для опционов на тестовой выборке (см. таблицу). Из-за низкой ликвидности опционов "вне денег" данных для качественного обучения нейронной сети было недостаточно, поэтому их нет в конечных результатах.

Можно заметить, что, совершая по одной сделке в день, можно получить доходность больше 100% в месяц относительно вложенных средств, без учета комиссий и предполагая высокую ликвидность торгуемых инструментов (на выставленные заявки всегда найдется покупатель, готовый заплатить по рыночной цене). Эти значения не покажутся столь нереальными, если посмотреть на результаты конкурса инвесторов производных инструментов, проведенного РТС. Победитель получил доходность более 4 000 % за несколько месяцев торговли¹⁰.

Выводы

Подводя итог вышеизложенному, можно сказать, что гибридные нейронные сети позволяют с достаточно высокой степенью точности определить знак изменения (тренд) цены деривативного контракта. После проведения обучения нейронной сети пользователи получают легкий в использовании инструмент, который можно применять как дополнительный способ поддержки решений при биржевой торговле. Полученные результаты являются сильным аргументом в пользу применения метода нейронных сетей с предложенной архитектурой.

Поступила в редакцию 06.10.2009 г.

¹⁰ Интернет-портал...