

ИССЛЕДОВАНИЕ КАСКАДНЫХ NEO-FUZZY НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ФОНДОВЫХ РЫНКОВ

Статья посвящена применению аппарата нео-fuzzy нейронных сетей к решению задачи прогнозирования показателей фондового рынка. Приведена структура исследуемой сети и выполнен сравнительный анализ результатов, полученных для различных финансовых инструментов. В качестве входов сети используются значения курсов акций и индексы.

The article focuses on the application apparatus of neo fuzzy neural networks to solve the problem of forecasting the stock market indices. The structure of the studied network and performed a comparative analysis of the results obtained for different financial instruments. As network inputs uses the values of stock prices and indices.

Введение

Вопросы анализа и прогнозирования колебаний курса акций представляют существенный интерес, как с финансовой, так и с социальной точек зрения, так как мировой фондовый рынок обладает высоким уровнем неопределенности, что приводит к неустрашимым рискам при принятии инвестиционных решений. Традиционные методы анализа рисков фондового рынка, основанные на методах теории вероятности, к сожалению, недостаточно валидны, поскольку объекты выборки из генеральной совокупности не обладают свойством статистической однородности, а случайные процессы не имеют постоянных параметров. Использование нейронных сетей для анализа финансовой информации может являться альтернативой (или дополнением) для традиционных методов исследования.

Первые общие исследования метода нео-fuzzy нейросетей проводились в работах [1,2] без привязки к предметной области.

Постановка задачи

В работе решались следующие задачи:

- первичный анализ исходных данных и формирование обучающей выборки;
- выбор количества слоев нейросети
- проведение обучения (настройка коэффициентов) нейронной сети;
- прогнозирование и оценка погрешности.
- сравнительный анализ полученных данных для различных бумаг и рынков.
- решался вопрос о перспективности дальнейшего использования механизма нео-fuzzy нейросетей для анализа фондового рынка.

Целью работы является адаптация метода нео-fuzzy нейросетей для анализа и прогнозирования фондового рынка.

Первичный анализ исходных данных

В качестве данных для анализа были выбраны котировки акции компаний BP, Oracle на NYSE и индекс РТС. В качестве входящих данных использовались изменения цен закрытия. На рисунке 1 представлен исходный тренд и тренд изменения цен закрытия для котировок акций BP.

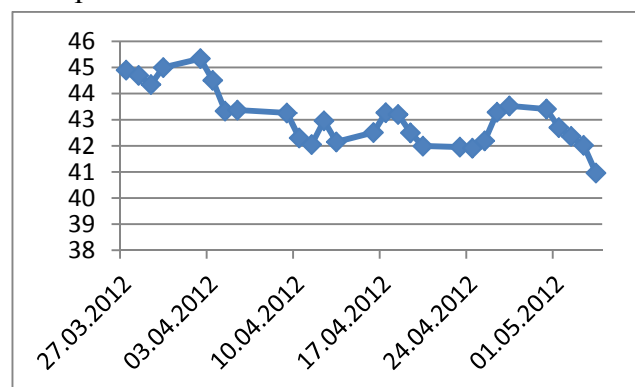


Рис.1(а). Изменение цен закрытия

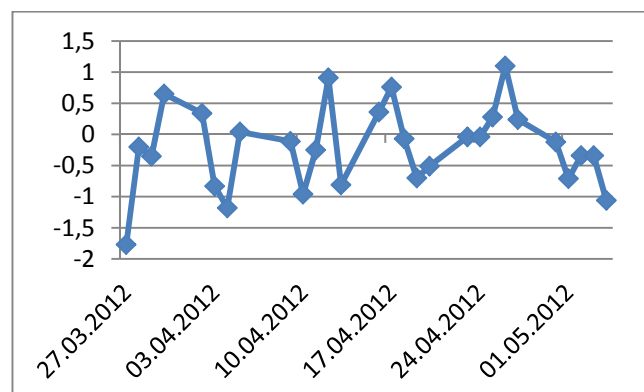


Рис.1(б). Разница цен закрытия

Структура каскадной нео-fuzzy нейронной сети

Исследование проводилось на каскадной нео-fuzzy нейронной сети с настраиваемым количеством слоев. Выбор количества слоев нейросети осуществлялся согласно критерию оптимальной сложности, аналогичного с МГУА. Таблица 1 представлен пример подбора оптимальной сложности для котировок акций ВР

В сети использовались треугольные функции принадлежности, 5 входов для каждого нейрона (согласно количеству дней торговой недели).

Архитектура CNFNN, которая показана на рис. 2, и характеризующее ее отображение имеет следующую форму [1]:

- нео-fuzzy нейрон первого каскада

$$\hat{y}^{[1]} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}^{[1]} \mu_{ji}(x_i)$$

- нео-fuzzy нейрон m-го каскада

$$\hat{y}^{[m]} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}^{[m]} \mu_{ji}(x_i) + \sum_{t=n+1}^{n+m-1} \sum_{j=1}^h w_{jt}^{[m]} t(\hat{y}^{[t-n]})$$

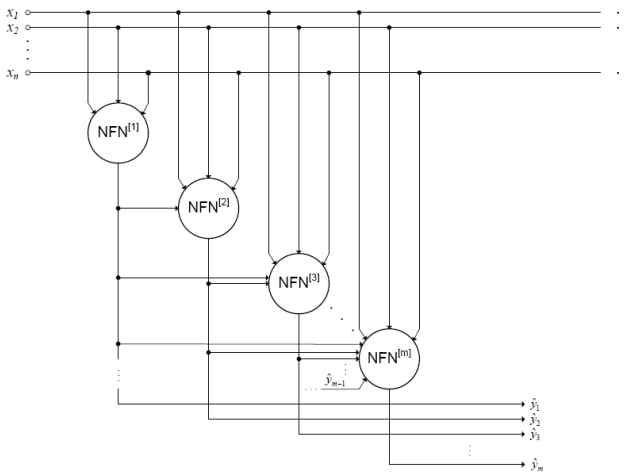


Рис. 2. Архитектура каскадной нео-fuzzy нейронной сети

Обучение нейронной сети

При обучении нейронной сети использовался классический подход к решению данной проблемы, а именно, минимизация оценки (отклонения) при заданной обучающей вы-

борке и методе расчета функции ошибки (критерия обучения) [2]

$$E(k) = \frac{1}{2} (y(k) - \hat{y}(k))^2 = \frac{1}{2} (e(k))^2 = \frac{1}{2} (y(k) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji} \mu_{ji}(x_i(k)))^2$$

Так как рассматриваемый вид нейронных сетей имеет неклассическую структуру, а именно, содержит элементы НМГУА (каскадность), обучение производилось в пакетном режиме с использованием рекуррентного метода наименьших квадратов.

Вектор синаптических весов оценивается по формуле

$$\begin{aligned} \omega^{[1]}(N) &= \left(\sum_{k=1}^N \mu^{[1]}(k) \mu^{[1]T}(k) \right) + \sum_{k=1}^N \mu^{[1]}(k) y(k) \\ &= P^{[1]}(N) \sum_{k=1}^N \mu^{[1]}(k) y(k) \end{aligned}$$

Далее процедура повторяется итеративно для всех слоев с добавлением дополнительного входа для предыдущего слоя на каждом последующем.

Для настройки весовых коэффициентов на последнем слое используются выражения

$$\omega^{[m]}(N) = P^{[m]}(N) \sum_{k=1}^N \mu^{[m]}(k) y(k)$$

$$\left\{ \begin{aligned} \omega^{[m]}(k+1) &= \omega^{[m]}(k) + \frac{P^{[m]}(k)(y(k+1) - \omega^{[m]T}(k)\mu^{[m]}(k+1))}{1 + \mu^{[m]T}(k+1)P^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1)} \mu^{[m]}(k+1) \\ P^{[m]}(k+1) &= P^{[m]}(k) + \frac{P^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1)\mu^{[m]T}(k+1)P^{[m]}(k)}{1 + \mu^{[m]T}(k+1)P^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1)}, P^{[m]}(0) = \beta I \end{aligned} \right.$$

Данный алгоритм адаптации приводят к сокращению вычислительной сложности процесса обучения и сокращают время обучения по сравнению с более классическим градиентным методом.

Результаты эксперимента

Для сравнения эффективности прогнозирования были проведены вычисления на данных для различных компаний и индексов [3,4].

Полученные результаты (процент правильных прогнозов) приведены в таблицах 2-5.

Выводы

Проведенные исследования показали, что применение нечетких нейронных сетей позволяет построить более точный прогноз по сравнению со статистическими методами, успешно адаптирован для применения на фондовых рынках и обеспечивает достоверные результаты с погрешностью прогнозирования до 5%.

Показано, что данный метод является универсальным и не зависит от фондового рынка и выбранной ценной бумаги.

В качестве направлений дальнейших исследований планируется доработка структуры сети с использованием в первом слое различных функций принадлежности, увеличение входов сети за счет учета объемов продаж, а также повышение валидности исходных данных на основе автоматизированного анализа новостных блоков.

Табл. 1. Результаты варьирования количества слоев для BP(NYSE)

№ слоя	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
СКО	9,9	9,7	8,6	8,1	7,4	5,4	5,3	4,1	3,9	4,2

Табл.2. Результаты прогноза для 9-слойной каскадной NF сети. Акции BP(NYSE)

Дата	Цена закр.	Изм. цены	Прогноз. изменение	Откл.
17.04.2012	43,27	0,76	0,737044471	0,022955529
18.04.2012	43,2	-0,07	-0,076912197	0,006912197
19.04.2012	42,5	-0,7	-0,723448294	0,023448294
20.04.2012	41,99	-0,51	-0,512026521	0,002026521
23.04.2012	41,95	-0,04	-0,045385217	0,005385217
24.04.2012	41,91	-0,04	-0,030691814	-0,009308186
25.04.2012	42,19	0,28	0,295866428	-0,015866428
26.04.2012	43,29	1,1	1,097552911	0,002447089
27.04.2012	43,53	0,24	0,247806517	-0,007806517
30.04.2012	43,41	-0,12	-0,111805251	-0,008194749
01.05.2012	42,7	-0,71	-0,705084907	-0,004915093
02.05.2012	42,36	-0,34	-0,352185712	0,012185712
03.05.2012	42,02	-0,34	-0,343341918	0,003341918
MAPE				5,05228088
СКО				3,9612744

Табл. 3. Результаты прогноза для 12-слойной каскадной NF сети. Акции Oracle (NYSE)

Дата	Цена закр.	Изм. цены	Прогноз. изменение	Откл.
17.04.2012	29,28	0,64	0,644837779	-0,004837779
18.04.2012	29,12	-0,16	-0,141646834	-0,018353166
19.04.2012	29,01	-0,11	-0,100081564	-0,009918436
20.04.2012	28,88	-0,13	-0,134767589	0,004767589
23.04.2012	28,48	-0,4	-0,384398393	-0,015601607
24.04.2012	28,69	0,21	0,218971251	-0,008971251
Дата	Цена закр.	Изм. цены	Прогноз. изменение	Откл.
25.04.2012	28,87	0,18	0,182256265	-0,002256265
26.04.2012	29,02	0,15	0,15156108	-0,00156108
27.04.2012	29,24	0,22	0,215331992	0,004668008
30.04.2012	29,4	0,16	0,15756039	0,00243961
01.05.2012	29,57	0,17	0,162176113	0,007823887
02.05.2012	29,71	0,14	0,123336467	0,016663533
03.05.2012	29,38	-0,33	-0,31486421	-0,01513579
MAPE				4,513400783
СКО				3,8634555

Табл. 4. Результаты прогноза для 10-слойной каскадной NF сети. Индекс РТС

Дата	Цена закр.	Изм. цены	Прогноз. изменение	Откл.
10.04.0012	1622.07000	-8,71	-8,7626008	0,052601
11.04.0012	1606.91000	-4,5	-4,6160066	0,116007
12.04.0012	1615.69000	7,45	7,5207818	-0,070782
13.04.0012	1618.72000	25,16	24,914922	0,245078
16.04.0012	1612.74000	2,18	2,003641	0,176359
17.04.0012	1587.58000	2,34	2,2713621	0,068638
18.04.0012	1585.40000	-26,5	-26,183145	-0,316855
19.04.0012	1583.06000	-9,97	-9,4627076	-0,507292
20.04.0012	1609.16000	46,65	46,233916	0,416084
23.04.0012	1619.53000	-3,34	-3,2091331	-0,130867
24.04.0012	1572.88000	-7,2	-6,8967989	-0,303201
25.04.0012	1576.22000	8,81	8,9572422	-0,147242
26.04.0012	1583.42000	-19,59	-19,890992	0,300992
MAPE				4,470381366
СКО				1,6754807

Табл. 5. Сравнение результатов прогнозирования

	BP(NYSE), 9 слоев	Oracle (NYSE), 12 слоев	RTS, 10 слоев
MAPE	5,05228088	4,513400783	4,470381366
СКО	3,9612744	3,8634555	1,6754807

Список литературы

1. Bodyanskiy Ye., Kokshenev I., Kolodyazhniy V. An adaptive learning algorithm for a neo-fuzzy neuron // Proc. 3rd Int. Conf. of European Union Soc. for Fuzzy Logic and Technology (EUSFLAT 2003). – Zittau, Germany, 2003. – P. 375–379.
2. Е.В. Бодянский, В.В. Волкова, С.Д. Громов. Каскадная эволюционная нейронная сеть с нео-фаззи-нейронами в качестве узлов [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.nbu.gov.ua/portal/natural/Vejpt/2011_4_3/2011_4_3/55-58.pdf – Последнее обращение 20.05.2011. – Название с экрана
3. Котировки акций по NYSE [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.google.com/finance> – Последнее обращение 20.05.2011. – Название с экрана
4. Котировки индекса РТС [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.rts.ru> – Последнее обращение 20.05.2011. – Название с экрана