

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЧЕТКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЛИНИЙ ТРЕНДА ФОНДОВОГО РЫНКА

Статья посвящена применению аппарата нечетких нейронных сетей к решению задачи прогнозирования показателей фондового рынка. Приведена структура исследуемой сети и выполнен сравнительный анализ результатов, полученных при использовании различных алгоритмов нечеткого вывода и функций принадлежности. В качестве входов сети используются значения индикаторов технического анализа.

The article focuses on the application apparatus of fuzzy neural networks to solve the problem of forecasting the stock market indices. The comparative analysis performed for various fuzzy logic conclusions and membership functions results. Technical analysis indicators are used as network input values.

Введение

The article focuses on the application apparatus of fuzzy neural networks to solve the problem of forecasting the stock market indices. The построение прогноза поведения сложных динамических систем, особенно в экономике и социальной сфере является слабо формализуемой задачей. Традиционные методы анализа рисков фондового рынка, основанные на методах теории вероятности, не являются валидными, поскольку объекты выборки не обладают свойством статистической однородности, а случайные процессы не имеют постоянных параметров. Использование нечетких нейронных сетей для анализа финансовой информации представляется эффективным дополнением традиционных методов исследования, таких как экспертная оценка индикаторов технического анализа.

также объем продаж. В качестве входов сети предложено использовать:

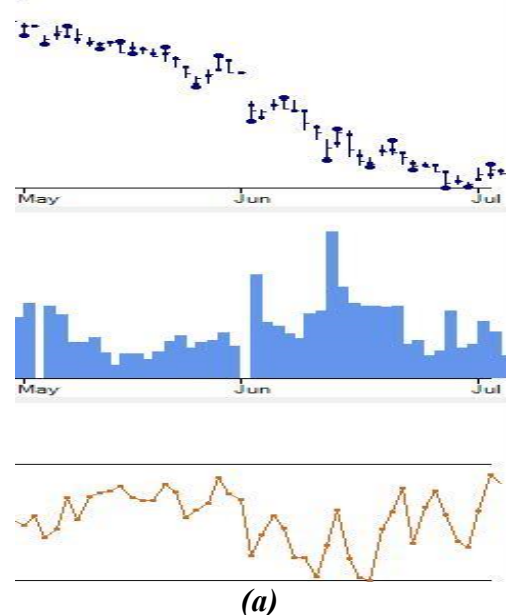
- наклон линии тренда цен,
- индикатор скорости изменения (цены закрытия) (Rate of Change – ROC),
- стохастический осциллятор (Stochastic Oscillator).

Выбор данных индикаторов технического анализа из всего множества существующих [1,2] обусловлен их предсказывающим характером (в отличие от запаздывающего характера большинства индикаторов). Вторым фактором, определяющим выбор множества индикаторов, является минимизация статистической корреляции входных величин. Вид кривых выбранных индикаторов показан на рис. 1.

Подготовка входных данных

Нейросетевое моделирование основано только на данных и не учитывает никаких априорных (экспертных) соображений. При таком подходе имеющихся данных может не хватить для обучения либо потребуется слишком большое число входов сети. Для преодоления данной проблемы предлагается в качестве входов сети использовать не первичные данные, а рассчитанные на их основе индикаторы технического анализа.

Предметом прогнозирования является направление линии тренда (наличие/отсутствие ее разворотов). Первичными данными для построения прогноза являются значения за последний год, включающие для каждой даты торгов максимальную цену, минимальную цену, цену открытия, цену закрытия, а



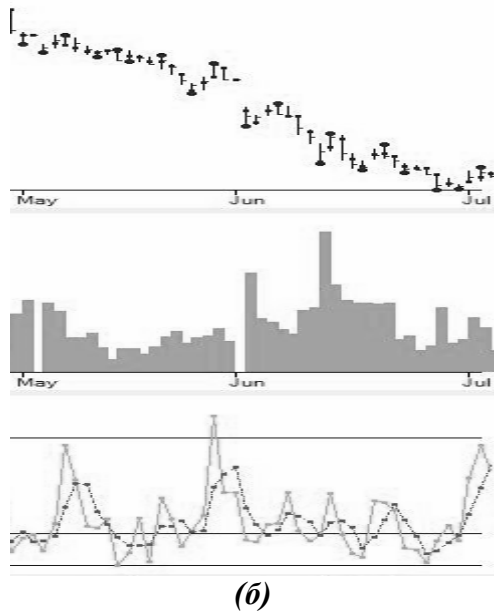


Рис.1. Индикаторы технического анализа RoC (a) и Stochastic (б)

Структура нейронной сети с нечетким логическим выводом

Исследование проводилось на нечетких нейронных сетях ANFIS с логическим выводом по Сугено и Цукамото [3,4]. Количество слоев нейронов и назначение каждого слоя для каждого типа сети является фиксированным, настройка сети происходит за счет изменения параметров отдельных слоев, следовательно, для каждого примера расчета необходимо выбрать тип логического вывода и указать формы функций принадлежности (Гаусса, сигмоид) для каждого из типов логического вывода.

Структура сети приведена на рис.2.

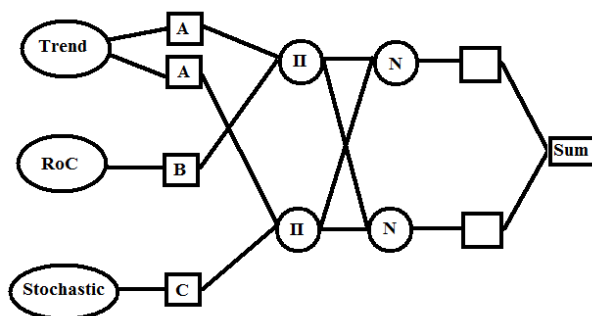


Рис. 2. Структура нейронной сети с нечетким логическим выводом

В первом слое (фаззификации) каждый узел является адаптивным узлом с функцией принадлежности заданной формы, осуществляющий преобразование каждого из четких входных значений в степень истинности

соответствующей посылки для каждого правила [5]. Данная сеть использует по умолчанию четыре входа: наклон линии тренда и перечисленные выше индикаторы технического анализа (RoC, Stochastic).

Во втором слое (нечетких правил) каждый узел является фиксированным узлом, перемножающим входные сигналы, причем выходное значение узла представляет собой вес некоторого правила. Слой формирует по степени истинности посылок нечеткие подмножества заключений для каждого из правил, т.е. выполняет нечеткий логический вывод.

База правил сети включает в себя правила, прогнозирующие направление линии тренда. Каждое из правил определяет разворот линии тренда вверх либо вниз, либо отсутствие разворота (сохранение направления линии тренда) относительно текущего состояния.

Вербально правила формулируются следующим образом.

Для RoC:

1. Если тренд идет вверх – покупайте всякий раз, когда RoC опускается ниже своей средней линии и поворачивает вверх. Если тренд идет вниз – открывайтесь на короткие продажи всякий раз, когда RoC поднимается выше своей средней линии и поворачивает вниз.

2. Пересечение своей линии тренда моментом или RoC часто опережает перелом тренда рыночных цен на два-три дня.

И значение индикатора вычисляется по следующей формуле:

$$ROC = 100 \times P_0 / P_n$$

где: P_0 – цена закрытия текущего периода; P_n – цена закрытия N периодов назад.

Для стохастического осциллятора в общем случае правило выглядит следующим образом: сигнал на покупку поступает, когда Stochastic Oscillator падает ниже линии 20, а затем проходит эту линию снизу вверх. Сигнал на продажу поступает, когда Stochastic Oscillator поднимается выше линии 80, а затем пробивает эту линию вниз. Но в данной формулировке от индикатора поступает слишком много ложных сигналов, поэтому используется фильтр, при котором формулировка правила имеет следующий вид:

Сигнал на покупку поступает, когда Stochastic Oscillator падает ниже линии 20, а затем проходит эту линию снизу вверх, при

этом %K пересекает %D снизу вверх только после того как %D уже движется вверх. Сигнал на продажу поступает, когда Stochastic Oscillator поднимается выше линии 80, а затем пробивает эту линию вниз, при этом %K пересекает %D сверху вниз только после того как %D уже движется вниз.

Значение индикатора вычисляется по следующей формуле:

$$\%K = 100 \times (C_0 - \min(L_n)) / (\max(H_n) - \min(L_n))$$

где $\max(H_n)$ – максимальный High за n - периодов,
 $\min(L_0)$ – минимальный Low за n - периодов,
 C_0 – цена закрытия текущего периода.

$$\%D = \text{Moving_Average}_n(\%K)$$

т.е. скользящее среднее с периодом m от %K.

Посылки правил определяются лингвистическими переменными, например:

Up1 – направление тренда цен полого вверх;

Up2 – направление тренда цен средне вверх;

Up3 – направление тренда цен круто вверх;

Аналогично определяются переменные Downx для направление тренда цен вниз;

HiRoc1 – локальный максимум RoC между уровнями 100 и 110;

HiRoc2 – локальный максимум RoC между уровнями 110 и 150;

HiRoc3 – локальный максимум RoC выше уровня 150;

Аналогично для LowRoCx – локальный минимум RoC между уровнями 90 и 100, 50 и 90, ниже уровня 50;

HiStoch – разворот стохастического осциллятора вниз на верхних уровнях;

LoStoch – разворот стохастического осциллятора вверх на нижних уровнях.

Выходная переменная (прогноз разворота) может быть сформулирована как:

ProDown1 = «низкая вероятность разворота рынка вниз»;

ProDown2 = «средняя вероятность разворота рынка вниз»;

ProDown3 = «высокая вероятность разворота рынка вниз».

Аналогично для вероятности разворота тренда вверх (ProUpх).

Тогда правила могут быть сформулированы следующим образом:

1. IF Up[i] AND HiRoc[i] THEN ProDown[i], где $i = 1,2,3$;

2. IF Down[i] AND LowRoc[i] THEN ProUp[i], где $i = 1,2,3$;

3. IF Up[i] AND HiStoch THEN ProDown[i], где $i = 1,2,3$;

4. IF Down[i] AND LowStoch THEN ProUp[i], где $i = 1,2,3$.

Каждый узел третьего слоя (агрегирования нечетких правил) определяет отношение веса одного правила к сумме весов всех правил.

Узлы четвертого слоя определяются функциями принадлежности выходных переменных (линейных для модели Сугено).

Единственный узел пятого слоя (дефазификации) является фиксированным узлом, в котором вычисляется четкое выходное значение сети из нечетких подмножеств.

Обучение нейронной сети

Для обучения сети применяется гибридный алгоритм, включающий прямой и обратный проходы [5,6]. При прямом проходе выполняется расчет выхода сети по заданным входам. На основе известного значения выхода сети выполняется расчет коэффициентов четвертого слоя методом наименьших квадратов. При обратном проходе методом градиентного спуска определяются параметры первого слоя.

Результаты эксперимента

Для сравнения эффективности прогнозирования были проведены вычисления на данных для семи компаний [7]. Полученные результаты (процент правильных прогнозов) приведены в таблице 1.

Выводы

Проведенные исследования показали, что применение нечетких нейронных сетей позволяет построить более точный прогноз по сравнению со статистическими методами, но, по-прежнему остается достаточно высокий процент ложных прогнозов (как не прогнозированных разворотов, так и отсутствие разворотов при их прогнозе). 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.

Таблиця 1. Результати (процент правильних прогнозів)

| Данні | Нейронна сеть с нечетким выводом по Цукамото | | Нейронная сеть с нечетким выводом по Сугено | |
|--|--|------------|---|------------|
| | ФП Гаусса | ФП сигмоид | ФП Гаусса | ФП сигмоид |
| Sun Microsystems, Inc. (Public, NASDAQ:JAVA) | 85.3 | 87.1 | 80 | 83.2 |
| Oracle Corporation (Public, NASDAQ:ORCL) | 86.1 | 88 | 81.9 | 85.7 |
| International Business Machines Corp. (Public, NYSE:IBM) | 85.6 | 87.4 | 81.4 | 85.5 |
| Chevron Corporation (Public, NYSE:CVX) | 83.2 | 86.7 | 79.9 | 81.1 |
| BP plc (ADR) (Public, NYSE:BP) | 84.5 | 86 | 79.1 | 82.4 |
| Royal Dutch Shell plc (ADR) (Public, NYSE:RDS.A) | 84.9 | 87.2 | 80.2 | 82.7 |
| Gazprom OAO (ADR) (Public, OTC:OGZPY) | 82 | 84.4 | 78.9 | 81.3 |

Список литературы

1. Колби Р. Энциклопедия технических индикаторов рынка [Текст] / Р. Колби – М.: Финансы и статистика, 2007. – 838 с.
2. Курс технического анализа [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.parusinvestora.ru/systems/book_meladze
3. Сравнительный анализ нечетких нейронных сетей с различными алгоритмами вывода в задачах прогнозирования курса акций [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://efunds.com.ua/blog/isc/122.html>
4. Моделирование технологического процесса с использованием адаптивных нечетких нейронных сетей. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.nbu.gov.ua/portal/natural/Тр/2008_2/G7.htm
5. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. [Текст] / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский – М.: Финансы и статистика, 2004. – 383 с.
6. Самоорганизация (самообучение) нейронных сетей [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.intuit.ru/departament/expert/neuro/13/3.html#sect3>
7. Котировки акций по NYSE [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.google.com/finance>

Поступила в редакцию 15.12.2009