

Методика оптимизации портфеля ценных бумаг на основании нейросетевого прогнозирования

Воронова Мария Анатольевна
e-mail: mar-voronova@yandex.ru

Актуальность работы обусловлена возможностью использования активно развивающихся нейросетевых методов комплексного анализа рынка по системе показателей, для построения методики оптимизации ПЦБ, адаптирующейся к постоянно изменяющейся рыночной ситуации.

Портфель ценных бумаг — это совокупность ценных бумаг, которая выступает целостным объектом управления. Главная цель формирования портфеля ценных бумаг состоит в достижении наиболее оптимальной комбинации риска и дохода инвестора. Смысл портфеля — улучшить условия инвестирования, придав совокупности ценных бумаг такие инвестиционные характеристики, которые недостижимы с позиции отдельно взятой ценной бумаги и возможны только при их комбинации.

В общем виде решением задачи оптимизации портфеля является некоторая целевая структура портфеля, представленная набором значений (W_1, W_2, \dots, W_n) . Идеальная ситуация — получить максимальную доходность при минимальном риске. Однако, такая задача некорректна, т. е. не имеет однозначного решения. Поэтому, в разработанной мной методике задано получение некоторой минимально приемлемой величиной доходности R . В этом случае задача оптимизации сводится к выбору такой структуры портфеля, доходность которого выше либо равна заданному значению, а риск минимален.

Оценки коридора значений доходности портфеля в предстоящем краткосрочном периоде получены с помощью нейросетевого моделирования, поскольку нейронные сети на сегодняшний день являются одним из самых эффективных инструментов в области анализа временных рядов.

Важную роль при работе в нейросетях имеет подготовка данных к анализу. Разработанная методика позволяет решить ряд возникающих при работе с котировками проблем

1. Выбор временного диапазона. Короткий временной ряд недостаточен для эффективного обучения, а длинный приведет к тому, что сеть обучится тенденциям, уже не свойственным рынку. Оптимально: ряд не менее чем из 60 значений, и период упреждения не более ? интервала обучения.

2. Ряды рыночных котировок содержат резкие всплески и являются шумными. Следовательно, необходимо использование скользящих средних. При анализе было выявлено, что оптимальным является использование скользящей средней интервалом 5 значений, так как она хорошо ограничивают график цены, однако сглаживает излишнее количество мелких колебаний.

3. Исходные данные необходимо подвергнуть нормировке, т.к. абсолютные значения стоимостей ценных бумаг могут значительно отличаться, в то время как при нормировке значения для разных временных рядов будут приблизительно одинаковы. Для этого за единичную цену берется цена на начало периода, а каждое последующее значение высчитывается как отношение текущей цены к базовой.

Современные методы обучения многослойных искусственных нейронных сетей (ИНС) подразумевают случайное формирование первоначальных значений весовых (настроечных) коэффициентов. В этой связи предсказания сетей, обученных на одной и той же выборке данных, могут отличаться. Этот недостаток можно превратить в достоинство, организовав комитет (ансамбль) нейроэкспертов, состоящий из нескольких ИНС. Взвешенное Среднее значений комитета дает лучшие предсказания, чем средний эксперт из этого же комитета.

Необходимо заранее определить, сети каких видов включить в состав комитета. Классическим вариантом для прогнозирования временных рядов является использование многослойных персептронов (MLP – Multi-Layer Perceptron). Помимо MLP-сетей в комитет были включены сети на радиальных базисных функциях (RBF – Radial Basis Function) и линейные сети. Это обусловлено их следующими свойствами. Действие радиальных функций локально, в то время как при линейном подходе охватывается все пространство входов. Поэтому, как правило, RBF-сети имеют больше элементов, чем MLP-сети, однако многослойные персептроны могут делать необоснованные обобщения в ситуациях, когда им попадаются наборы данных, непохожие ни на какие наборы из обучающего множества, в то время как RBF-сеть в таком случае всегда будет выдавать почти нулевой отклик.

Также в состав комитета включены обычные линейные сети. Включение в комитет линейных нейронных сетей связано с тем, что во временных рядах часто присутствует тренд, а как многослойные персептроны, так и сети на радиальных базисных функциях при прогнозировании будущих значений ряда могут терять тренд. В то же время линейные сети всегда сохраняют имеющийся тренд, что может быть полезно для прогноза.

После определения комитетом нейросетей прогнозируемого значения котировок как взвешенного среднего показаний каждой из нейросетей и определения среднего квадратичного отклонения значений цен, была решена задача линейной оптимизации структуры портфеля. В качестве оценки эффективности представленной методики может использоваться 2 подхода. Во первых, мерой эффективности является закладываемый непосредственно при решении задачи оптимизации уровень прибыльности. Во вторых, можно сравнить разработанную методику с некоторым эталонным портфелем, в качестве которого для российского рынка приняты индексы РТС и ММВБ.

Выводы

- Методы нейросетевого моделирования на сегодняшний день являются одним из наиболее эффективных инструментов оптимизации ПЦБ.
- Целесообразно использование комитетов нейронных сетей для повышения качества прогнозирования, поскольку результаты такого подхода более устойчивы к неопределенности случайного формирования первоначальных значений весовых коэффициентов связей.
- Стратегию оптимизации портфеля ценных бумаг целесообразно строить с использованием скользящих средних и волнового анализа при разных интервалах времени.