

УДК 519.86

Е.А. Ефремова

## Алгоритм выбора даты размещения субфедерального облигационного займа на основе аппарата нейронных сетей

В данной статье представлен оригинальный алгоритм выбора даты размещения облигационного займа на основе математического аппарата нейронных сетей. Численная реализация алгоритма позволяет оперативно прогнозировать конъюнктуру рынка субфедеральных (муниципальных) облигаций.

**Ключевые слова:** облигационный заем, конъюнктура рынка, региональный долг.

### Введение

Рынок долговых обязательств является одним из самых эффективных механизмов перераспределения потоков инвестиционного капитала.

Правительства государств, их региональные и муниципальные образования активно пользуются этим источником средств в целях ускоренного экономического и социального развития, выполнения крупных инвестиционных проектов в области технологической модернизации, социальной и производственной инфраструктуры.

В последние годы особенно остро встала проблема привлечения заемных средств администрациями субъектов РФ и местных образований. С 1992 г. в качестве основного источника заемных средств стали выпускать облигационных займов, имеющие ряд преимуществ перед альтернативными источниками финансирования.

Методическое обеспечение и законодательная база управления облигационным долгом в условиях национальной экономики не удовлетворяют потребностям эмитента, существующие системы управления государственным долгом субъектов и муниципальных образований обладают рядом общих недостатков [1].

При работе с облигационным займом возникают следующие достаточно трудные и мало описанные в литературе задачи:

- определение параметров облигационного выпуска;
- прогнозирование рыночной конъюнктуры субфедеральных (муниципальных образований) облигаций [2].

В данной статье рассматривается актуальная задача выбора оптимальной даты размещения облигационного займа на основании прогнозирования конъюнктуры рынка.

### Алгоритм выбора даты размещения займа

Представленный алгоритм выбора даты размещения заключается в прогнозировании системы интегральных показателей, которые характеризуют текущее состояние рынка.

В качестве показателей, позволяющих оценить состояние рынка субфедеральных (муниципальных) облигаций в целом, рассмотрим следующую систему показателей:

- индекс ММВБ;
- индекс Cbonds-muni;
- остатки на корреспондентских счетах банков.

*Индекс ММВБ* представляет собой взвешенный по рыночной капитализации индекс рынка наиболее ликвидных акций российских эмитентов, допущенных к обращению в ЗАО «ФБ ММВБ». Индекс ММВБ рассчитывается на основе цен сделок, совершенных на торгах в ЗАО «ФБ ММВБ» в режиме основных торгов с акциями, которые составляют базу расчета данного индекса. Расчет значений индекса ММВБ осуществляется непрерывно в режиме реального времени в течение торгов в ЗАО «ФБ ММВБ» по мере совершения сделок с акциями [3]. ММВБ является крупнейшей по объему сделок биржей в России, все значимые измене-

ния на финансовых рынках России и зарубежных стран отражаются в динамике индекса ММВБ [2].

*Sbonds-muni* – индекс региональных полной доходности облигаций. При его расчете учитываются наиболее крупные и ликвидные выпуски облигаций со сроком обращения от двух месяцев [4].

Остатки на корреспондентских счетах банков оказывают существенное влияние на ликвидность рынка субфедеральных облигаций, так как основными покупателями субфедеральных (муниципальных) облигаций являются институциональные банки.

Данная система показателей позволяет учесть:

- общую тенденцию финансового рынка, так как индекс ММВБ характеризует активность инвесторов на финансовом рынке в целом;
- распределение процентных ставок на рынке;
- ликвидность рынка.

Рассматриваемые показатели представляют собой финансовые временные ряды, динамика которых может быть исследована за длительный период. В условиях динамично развивающегося финансового рынка в России важным свойством модели прогнозирования является адаптивность, способность меняться вместе с рынком.

Прогнозирование финансовых временных рядов осуществлялось с использованием аппарата нейронных сетей.

Для использования более длительного временного ряда для обучения предлагается прогнозировать не сами значения ряда, а их изменения (рис. 1–2).



Рис. 1. Значения ряда, индекс ММВБ

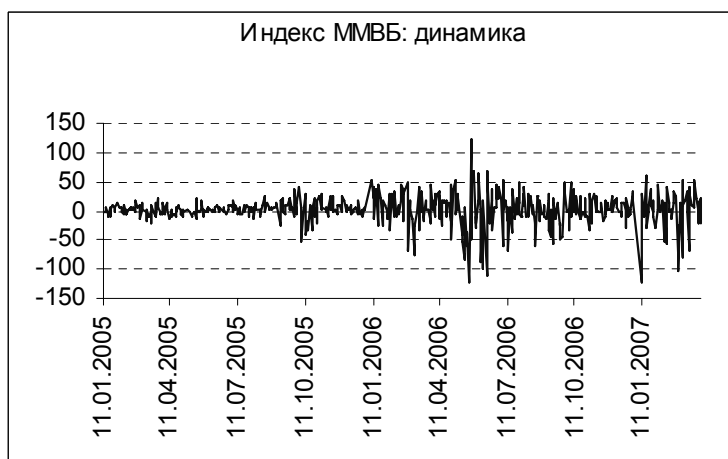


Рис. 2. Динамика значений ряда, индекс ММВБ

Действительно значимыми для предсказаний являются изменения элементов. Так как эти изменения, как правило, гораздо меньше по амплитуде, чем сами элементы, наиболее вероятное значение элемента в следующий момент равно его предыдущему значению.

Для повышения качества обучения следует стремиться к статистической независимости входов, поэтому в качестве входных переменных были выбраны статистически независимые величины изменения элементов ряда  $\Delta C_t$ , а именно логарифм относительного приращения

$$\log\left(\frac{C_{t+1}}{C_t}\right) \approx \frac{\Delta C_t}{C_t}.$$

Использование логарифма относительного приращения позволило для длительных временных рядов учесть влияние инфляции. Отношения последовательных котировок не зависят от фактора времени и будут одного масштаба, несмотря на инфляцию. Это позволило использовать для обучения нейронной сети большую историю и обеспечило лучшее обучение.

Был использован многослойный перцептрон с двумя скрытыми слоями, длина входного окна равна трем. Для обучения описанной нейронной сети был использован алгоритм обратного распространения ошибки [5]. В качестве функции активации была выбрана сигмоидальная функция.

Для интерпретации прогнозных значений применяется сравнение со значением скользящего среднего. Выбор благоприятных периодов размещения и периодов риска осуществляется по следующей схеме.

Введем обозначения:  $P_1(t)$  – прогнозные значения индекса Cbonds-muni,  $P_2(t)$  – прогнозные значения индекса ММВБ,  $P_3(t)$  – прогнозные значения остатков на корреспондентских счетах ЦБ РФ,  $\Delta P_1(t)$  – динамика значений индекса Cbonds-muni,  $\Delta P_2(t)$  – динамика значений индекса ММВБ,  $\Delta P_3(t)$  – динамика значений остатков на корсчетах ЦБ РФ,  $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3$  – соответствующие точности прогнозов,  $T$  – количество дней прогнозируемого периода.

### **1 этап. Прогнозирование параметров**

На основе алгоритма прогнозирования получаем прогноз динамики значений рядов  $\Delta P_1(t), \Delta P_2(t), \Delta P_3(t)$ , где  $t = 1 \dots T$ ,  $t = 1$  – первый день прогнозного периода. Получаем оценку точности прогнозов, соответственно  $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3$ .

### **2 этап. Подготовка данных для анализа**

Расчет на основании динамики рядов  $\Delta P_1(t), \Delta P_2(t), \Delta P_3(t)$  значений рядов  $P_1(t), P_2(t), P_3(t)$ . Построение усредняющих кривых  $y_1(P_1(t)), y_2(P_2(t)), y_3(P_3(t))$ .

Усредняющие кривые будем строить по принципу простого скользящего среднего. Период расчета скользящего среднего выбирается по усмотрению аналитика (например, он может составлять 5 дней).

### **3 этап. Определение периодов $p_1, p_2, \dots, p_n$ с благоприятной конъюнктурой рынка**

Наиболее благоприятными периодами для размещения облигационного займа будем считать такой интервал  $p_i$ , на котором одновременно выполняются следующие соотношения:

$$P_1(t) \leq y_1(P_1(t)), \quad (1)$$

$$P_2(t) \geq y_2(P_2(t)), \quad (2)$$

$$P_3(t) \geq y_3(P_3(t)). \quad (3)$$

Неравенство (1) характеризует снижение полной доходности облигаций на рынке субфедеральных (муниципальных) облигаций, что дает возможность эмитенту произвести размещение облигационного займа по меньшей цене.

Неравенство (2) характеризует конъюнктуру финансового рынка в России, снижение данного индекса может свидетельствовать о снижении активности инвесторов на рынке (так называемой позиции ожидания). В такие периоды инвесторы могут «придерживать» свои активы, не принимая участия в текущей торговле. Динамика индекса ММВБ коррелирует с

политическими заявлениями как правительства России, так и других стран, так как доля иностранных инвесторов на финансовом рынке России достаточно велика.

Неравенство (3) характеризует «покупательную способность» инвесторов, так как основными покупателями субфедеральных (муниципальных) облигаций являются банки.

#### **4 этап. Определение периодов $r_1, r_2, \dots, r_n$ с неблагоприятной конъюнктурой рынка**

Наиболее неблагоприятными периодами для размещения облигационного займа будем считать такой интервал  $r_i$ , на котором одновременно выполняются следующие соотношения:

$$P_1(t) > y_1(P_1(t)),$$

$$P_2(t) \leq y_2(P_2(t)),$$

$$P_3(t) \leq y_3(P_3(t)).$$

Все остальные сочетания соотношений  $\{P_1(t), y_1(P_1(t))\}$ ,  $\{P_2(t), y_2(P_2(t))\}$ ,  $\{P_3(t), y_3(P_3(t))\}$  будем считать не сравнимыми. Эмитент может ввести дополнительные критерии выбора благоприятных дат.

#### **5 этап. Выбор даты размещения**

**5.1.** Если в периоде  $[0, T]$  присутствуют  $r_i$  с благоприятной конъюнктурой рынка, то исходя из потребностей эмитента осуществляется выбор даты размещения. Рекомендуется не проводить размещение в конце месяца (за три-пять дней до завершения), так как проведенный анализ динамики параметра  $P_3(t)$  показал, что в данные периоды остатки на корреспондентских счетах банков могут резко измениться.

**5.2.** Если в периоде  $[0, T]$  нет  $r_i$  с благоприятной конъюнктурой, то исходя из потребностей эмитента в заемных источниках может быть либо увеличен период прогноза  $T$  (переход на этап 1), либо датой размещения выбирается такой период, который не является неблагоприятным.

#### **Апробация алгоритма**

Для оценки точности прогноза был проведен анализ изменения СКО от длительности прогноза (в днях) и амплитуды динамики цен (процента отклонения от среднего значения).

$$СКО(\sigma\%) = \sqrt{\frac{(x_\phi - x_n)^2}{\bar{x}_\phi^2}} 100\%,$$

где  $x_\phi$  – фактическое значение цены,  $x_n$  – прогнозное значение цены.

Из рисунка 3 видно, что с увеличением амплитуды колебаний цен точность прогноза снижается. В зависимости от требований эмитента к точности и сроку прогноза может быть увеличена точность прогноза и длительность за счет увеличения количества нейронов, что повлечет существенное увеличение времени обучения сети. Как правило, на практике необходимо осуществлять 5–10-дневный прогноз. Видно, что для данного срока погрешность вычислений является малой.

Полученная точность прогноза является относительно высокой, так как прогнозирующие системы, построенные на основе статистических методов анализа, дают точность прогноза 40–60%. Также недостатком данных систем является трудоемкость построения модели прогноза.

Оценка точности работы алгоритма была оценена с помощью критерия количество (процент) верно определенных благоприятных (неблагоприятных) дней:

$$P_p = \frac{N_{pm}}{N_p},$$

где  $P_p$  – количество верно определенных благоприятных дней,

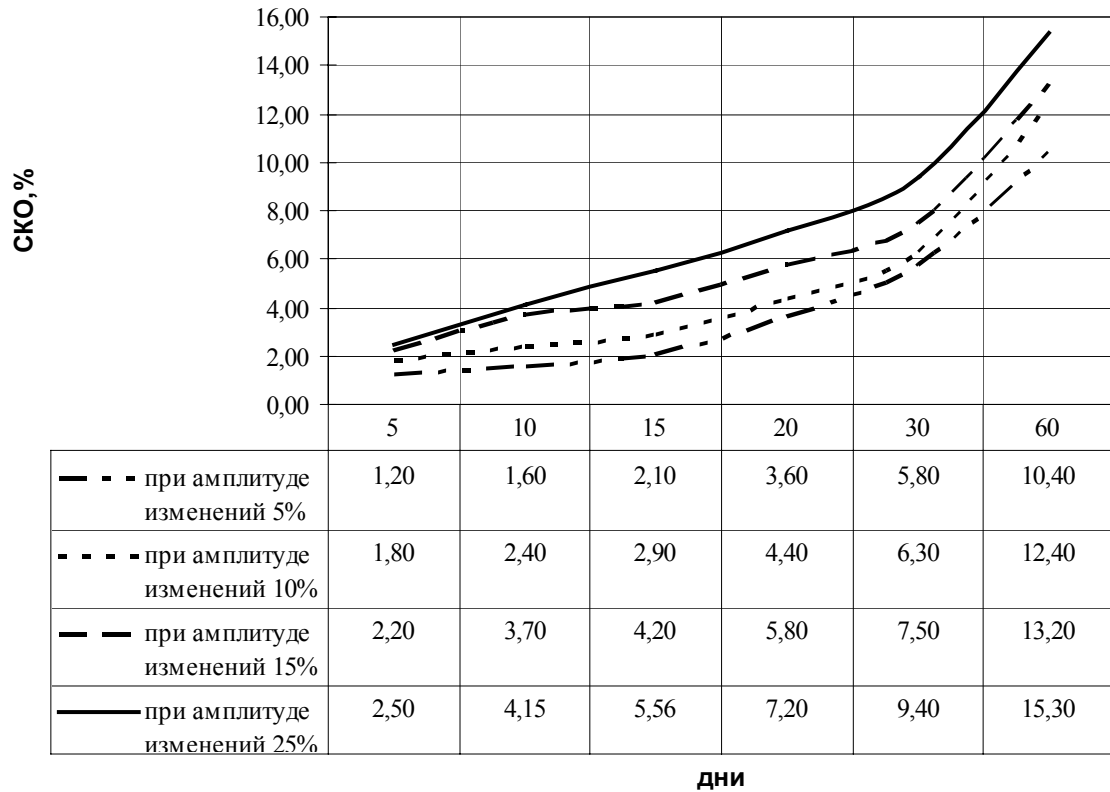


Рис. 3. Оценка погрешности прогноза индекса Cbonds-Muni

$N_{pm}$  – количество верно определенных алгоритмом благоприятных дат в тестовом периоде,  
 $N_p$  – количество благоприятных дат в тестовом периоде.

$$P_r = \frac{N_{rm}}{N_r},$$

где  $P_r$  – количество верно определенных благоприятных дней,

$N_{rm}$  – количество верно определенных алгоритмом неблагоприятных дат в тестовом периоде,

$N_r$  – количество неблагоприятных дат в тестовом периоде.

Для тестовой выборки 114 дней были получены следующие значения критериев:

$$P_p = 0,91, \quad P_r = 0,87.$$

Апробация выявила ряд достоинств алгоритма относительно существующих методик выбора даты размещения:

- Способность обучаться на множестве примеров в тех случаях, когда неизвестны закономерности развития ситуации и какие бы то ни было зависимости между входными и выходными данными. В таких случаях (а к ним можно отнести до 80% задач финансового анализа) практически невозможно применение как традиционных математических методов, так и экспертных систем.
- Адаптивность: нейронную сеть можно дообучать, что позволяет без модификации алгоритма учитывать текущую конъюнктуру рынка.
- Простота в эксплуатации. В отличие от использования корреляционного анализа и экспертных систем пользователь не должен обладать специальными знаниями.
- Алгоритм предоставляет прогнозные данные для принятия управленческого решения на выбранный пользователем период прогноза, длина которого может изменяться без дополнительных корректировок алгоритма.

В заключение хотелось бы отметить, что в целом решение о форме и сроках заимствований должно приниматься не только на основе прогноза конъюнктуры финансовых рынков,

но и с учетом платежного графика по уже существующему долгу. Дальнейшие исследования автора будут направлены на решение данной проблемы.

### Литература

1. Шадрин А. Рынок муниципальных и субфедеральных заимствований // «Рынок ценных бумаг». – 2005. – №9. – С. 54–57.
2. Руководство по организации эмиссии и обращения корпоративных облигаций / Я.М. Миркин, С.В. Лосев, Б.Б. Рубцов [и др]. – М. : Альпина Бизнес Букс, 2004. – 533 с.
3. Московская Межбанковская Валютная Биржа. [электронный ресурс]. – Режим доступа : <http://www.micex.ru>.
4. Информационное агентство Cbonds. [электронный ресурс]. – Режим доступа : <http://www.cbonds.ru>.
5. Ежов А.А., Шумский С.А. Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе. – М. : МИФИ, 1998. – 224 с.

---

### Ефремова Елена Александровна

Канд. техн. наук, доцент кафедры автоматизированных систем управления ТУСУРа

Тел.: (3822) 413-506

Эл. почта: [elena@asu.tusur.ru](mailto:elena@asu.tusur.ru)

Е.А. Efremova

### **The algorithm choice date of bonded loan placing by using neural networks mathematical apparatus**

This article shows original choice of bonded loan placing date by using neural networks mathematical apparatus. Numerical realization of algorithm allows to predict market subfederal (municipal) bonds condition operatively.

**Keywords:** bonds, market conditions, regional debt.

---