

УДК 519.6+51

Технологии создания распределённой информационной системы для оценки рисков на финансовых рынках

А. В. Богданов*, А. Б. Дегтярёв†, И. А. Гараев†

* *Институт высокопроизводительных вычислений и информационных систем
Политехническая ул., д. 29, Санкт-Петербург, 195251, Россия*

† *Кафедра компьютерного моделирования и многопроцессорных систем
Санкт-Петербургский государственный университет
Университетский пр., д. 35, Петергоф, Санкт-Петербург, 198504, Россия*

Сегодня существует множество методов прогнозирования, основанных на нейросетевых технологиях, которые хорошо позволяют моделировать нелинейные процессы с зашумленными данными на медленно меняющихся рынках. Однако в условиях сильной турбулентности они не способны быстро реагировать на изменяющиеся условия и, следовательно, на конъюнктурные изменения рынка. Это выросло в очень серьёзную проблему поскольку решения, принимаемые на основе этих систем, связаны с движением сотен миллиардов долларов, и любая неправильно выявленная тенденция ведёт к крупным потерям. Заметим, что эта проблема возникла совсем недавно, вследствие присоединения к мировой экономике новых мировых игроков и, как следствие, снижения управляемости международной системы. В данной работе будет рассмотрен метод (динамический подход), который работает на сильно изменяющихся рынках и основан на комбинировании нейросетевых технологии с алгоритмами квантовой механики (квантовых вычислений).

Ключевые слова: методы прогнозирования, нейросетевые технологии, динамический подход, квантовые вычисления.

1. Введение

Сегодня существует множество методов прогнозирования, основанных на нейросетевых технологиях, которые хорошо позволяют моделировать нелинейные процессы с зашумленными данными на медленно меняющихся рынках. Однако в условиях сильной турбулентности они не способны быстро реагировать на изменяющиеся условия. Этот факт превратился в очень серьёзную проблему поскольку, решения, принимаемые на основе этих систем, оцениваются в сотни миллиардов долларов. Любое неправильное решение ведёт к крупным потерям. Заметим, что эта проблема возникла недавно, вследствие присоединения к мировой экономике новых игроков и снижения управляемости международной системы. Так, основываясь на классических методах прогнозирования рисков, понесли большие потери крупные западные банки Barings Bank и Long Term Capital Management (\$ 1 трлн. 1998 г.) и современные инвестиционные банки: Lehman Brothers и City Group. В данной статье будет рассмотрен динамический подход, который эффективно работает на сильно изменяющихся рынках и основан на комбинировании нейросетевых технологий с алгоритмами квантовых вычислений.

2. Формулировка проблемы

Если рассматривать курсы котировок на фондовой бирже как случайный процесс, то можно выделить разные масштабы его изменчивости: долгосрочные и краткосрочные. Первые определяют изменчивость рынка в результате действия глобальных макроэкономических факторов. Это недели и месяцы. Извлечением дохода в этой области занимаются трастовые и иные компании, работающие на уровне высокой надёжности извлечения прибыли под небольшой процент вложенных средств. Такая ситуация обусловлена надёжными методами прогнозирования

поведения рынка на больших периодах, исходя из предыстории процесса. Совсем другая ситуация складывается на краткосрочных масштабах изменчивости, в рамках которых возможно получение как больших спекулятивных прибылей, так и глобальная потеря активов. Здесь можно выделить длинные (7–12 часов) и короткие тренды (15–20 минут). Причина изменения трендов заключается в информации, которую получают игроки. Она различна в разных регионах мира. Например, хорошо известно, что флюктуации при открытии рынка в сильной степени определяются внешней статистикой, а продажи при открытии и закрытии демонстрируют гораздо больший консерватизм, чем в другое время дня [1]. Внимательное изучение истории торгов на германской бирже DAX показало, что комбинация полученной за ночь информации и коротких трендов почти всегда приводит к отличию трендов на открытии биржи от долгосрочных трендов в тех же условиях [2].

Длинные и короткие, но связанные с регулярными флюктуациями, тренды достаточно хорошо описываются нейросетевыми технологиями, если в них введены некоторые дополнительные факторы, рассмотренные ниже. Эта задача может реализовываться на стандартных биржевых роботах, которые не требуют больших вычислительных ресурсов, если только процесс обучения нейросетей организован грамотно. Наоборот, описание нерегулярных флюктуаций требует динамического подхода, гораздо более сложного по постановке задачи, и требует очень больших вычислительных ресурсов. Аренда таких ресурсов может оказаться настолько дорогой, что будет оправдана только на очень больших объёмах торгов.

Популярные в последнее время концепции «облачных вычислений» (cloud computing) [3], дающие возможность аренды вычислительных ресурсов «по требованию», открывают новые возможности построения систем бизнес-аналитики. Мы можем комбинировать несколько разных подходов, привлекая дорогостоящие вычисления только тогда, когда это диктуется условиями на рынке.

3. Нейросетевые технологии

Если скорость изменения параметров нашей модели меньше определённых критических значений, для прогнозирования можно применять одноуровневую сеть. Эффективность прогноза такой сети в среднем составляет 90–98%. В условиях, когда скорость изменения больше критических значений, но характерные значения параметров соответствуют режимам, на которых проводилось обучение сети, применяют многоуровневые сети. Эффективность прогноза снижается до 50–60 %.

Существует огромное количество работ, посвящённых нейронным сетям в финансах: многослойным перцептронам, теории адаптивных сетей, динамическим сетям и кусочно-сглаживающим (smoothed-piecewise neural network) нейронным сетям и экспертным комбинациям (mixture of expert). Среди них выделяют применение многослойных перцептронов прямого распространения, обучаемых методом градиентного спуска.

Такие сети способны прогнозировать движение цены в течение часа на величину до 150 пунктов или предсказывать, будет ли завтрашняя цена представлять точку разворота. Самым главным недостатком является медлительность алгоритма. При увеличении числа входных параметров нашей модели чрезвычайно быстро растёт объём обучающей выборки, и процедура обучения становится очень медленной и чрезмерно утомительной. Такое поведение сети крайне нежелательно при прогнозировании в режиме реального времени. Для таких целей используют динамические сети, которые способны работать не только со стационарными данными, но и нестационарными непериодическими данными. Например, dynamic ridge polynomial neural network (PRPNN), которая обладает большим преимуществом перед другими сетями: частичным охватом хаотических движений и быстрой сходимостью [4]. PRPNN объединяет свойства рекуррентных сетей и архитектуры higher order neural network (HONN). Нововведением HONN перед классическими нейронными сетями является добавление элемента умножения в архитектуру сети. Это позволяет увеличить информационную ёмкость сети, расширить входное

пространство в многомерное пространство, где возможна линейная сепарабельность. Так однослойная PSNN порядка k состоит из скрытого слоя, содержащего k элементов суммирования, и выходного слоя, содержащего элемент умножения, который умножает выходы элементов суммирования (рис. 2, слева). PSNN является основой для PRPNN. PRPNN начинается с малой базовой структуры (PSNN порядка 1), которая растёт по мере обучения, пока не будет достигнута заданная точность.

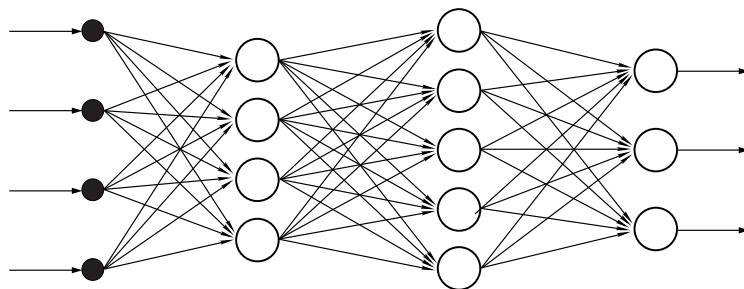


Рис. 1. Многослойный перцептрон прямого распространения

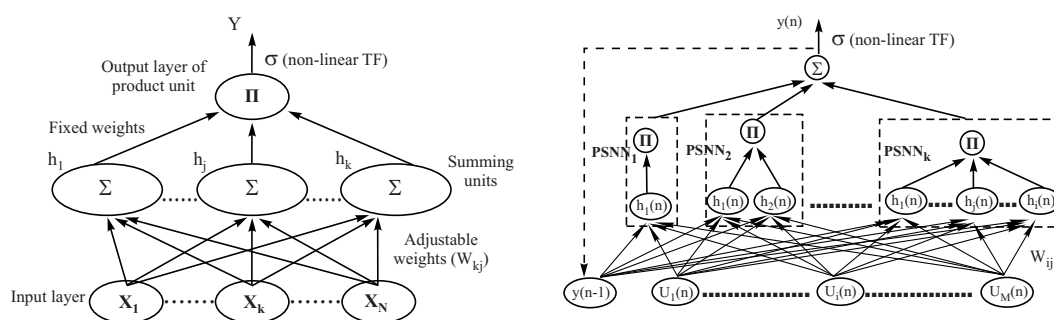


Рис. 2. Слева: Pi-Sigma нейронная сеть K порядка с k суммирующими блоками. Справа: динамическая ridge полиномиальная нейронная сеть k порядка с k Pi-Sigma блоками (PSNN)

Для решения задачи прогнозирования используются также модели экспертов, например, модель экспертной комбинации (Mixture of expert), которая разделяет задачу регрессии на обучающее множество локальных экспертных систем [5]. Сеть состоит из двух частей: множество локальных экспертных систем, которые определяют свои оценки $f(x, w_j)$, и множество управляющих модулей, которые формируют результат $P[j/x]$, определяя долю вклада каждой локальной экспертной системы в общий результат (рис. 3):

$$f(x, w) = \sum_j P[j/x] f[x, w_j], \quad \sum_j P[j/x] = 1.$$

Таким образом, большой объем совмещения различных нейросетевых технологий [4, 5], показал, что такой подход не является всеобъемлющим. Для оценки различных финансовых рынков, например различных валютных пар или различных индексов, требуется искусный выбор соответствующей комбинации нейросетевых технологий. Данный факт заставил авторов статьи посмотреть на задачу прогнозирования динамики рынков с более широких позиций.

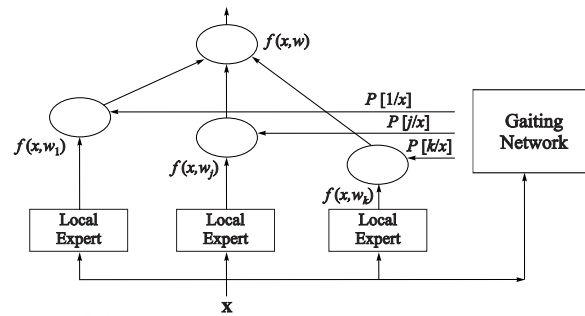


Рис. 3. Структура модели экспертной комбинации (МоЕ)

4. Теоретическое обоснование

Нейронные сети — это совокупность математических методов, которые можно представить как нелинейные, многослойные и параллельные методы регрессии для модели «чёрного ящика». Их можно применить для анализа любого набора данных и по выбору пользователя определить взаимосвязи, которые могут существовать между входными и выходными данными. Нейронная сеть вполне успешно улавливает и внутреннюю динамику и корреляцию между национальными и основными глобальными рынками. Нейронные сети обладают тем преимуществом, что требуют небольшого вычислительного ресурса из-за своего параллелизма. В условиях, когда скорость изменения параметров нашей модели больше чем критические значения, и в этом диапазоне изменения параметров сеть не обучалась, необходимо вычислять динамику изменения актива. Наиболее привлекательным выглядит возможность применения методов континуального интегрирования (аппарата квантовых вычислений) [6]. Квантовый метод позволяет посмотреть на прогнозирование различных финансовых рынков с общих позиций. Так, разработанный квантовый метод оценки для облигаций также применим для оценки всевозможных дериватив: фьючерсов, опционов и т.д., если они имеют общую структуру динамики.

Возможность применения методов квантовых вычислений связана с тем, что континуальный интеграл представляет собой среднее значение функционала. Поэтому среднее значение для набора величин, зависящих от путей, даются интегралами по всем возможным путям от начальной точки до конечных состояний системы. Эта концепция имеет много приложений в стохастических финансовых моделях, где значения контрактов, зависящих от истории, определяется как ожидаемое значение на соответствующем вероятностном пространстве. Это ожидание может быть представлено через континуальный интеграл по набору всех путей, которые покрывают все соответствующие стохастические переменные, и определяется как предел последовательности многомерных интегралов. Для понимания применимости квантового подхода в финансах рассмотрим пример. Рассмотрим стоимость некоего производного инструмента (функции) от актива на момент времени T :

$$O_F(S_T, T),$$

где S_T — цена актива в момент времени T , а F — функция от конечной цены актива. При описании стоимости ценных бумаг на финансовых рынках широко используется модель геометрического броуновского движения (иначе именуемое логнормальной диффузией), которое описывает изменение цены актива.

$$\frac{dS}{S} = rdt + \sigma\varepsilon\sqrt{dt},$$

где r — ожидаемая доходность актива, σ — волатильность цены актива, ε — случайная величина $N(0, 1)$. Очевидно, что изменения актива является процессом Ито или диффузионным процессом (обобщённым процессом Винера). Согласно

лемме Ито, функцию $O(S, t)$ можно представить в виде решения уравнения рассеяния. Например, цена европейских опционов в рамках модели геометрического броуновского движения задаётся диффузионным уравнением, приняв $x = \ln S$ получим

$$\frac{\sigma^2}{2} \frac{\partial^2 O_F}{\partial x^2} + \mu \frac{\partial O_F}{\partial x} - r O_F = -\frac{\partial O_F}{\partial t}, \quad \mu = r - \frac{\sigma^2}{2}, \quad O_F(e^{x_T}, T) = O_F(x_T, T).$$

Существует несколько способов решения дифференциальных уравнений в частных производных — численные методы с адаптивными сетками, метод Фурье — преобразования и разложение в ряд по подходящей системе функций. Основным недостатком этих методов является экспоненциальный рост трудоёмкости со временем. Одной из альтернатив является сведение этого уравнения к уравнению Шрёдингера и применение континуального подхода к его решению. Континуальное представление решения является естественным способом получения параллельных алгоритмов. Этот подход включает в себя существующие способы решения и позволяет по другому взглянуть на ценообразование опционов.

Представим решение диффузионного уравнения через функцию Грина:

$$O(x_T, T) = \int O(x_0, t_0) K(x, t | x_0, t_0) dx,$$

где $K(x, t | x_0, t_0)$ — функция Грина, которая удовлетворяет групповому свойству Чепмена–Колмогорова. Разбив интеграл времени на N частей и многократно воспользовавшись групповым свойством Чепмена–Колмогорова (рис. 4),

$$K(x_N, t_N | x_0, t_0) = \underbrace{\int \dots \int}_{N-1} \exp\left(\frac{((x_1 - x_0) - r\Delta t)^2}{2\sigma^2(x_0, t_0)\Delta t}\right) \times \\ \times \exp\left(-\sum_{k=1}^{N-1} \frac{((x_{k+1} - x_k) - r\Delta t)^2}{2\sigma^2(x_k, t_k)\Delta t}\right) \prod_{k=1}^{N-1} \frac{dx_k}{\sqrt{2\pi\sigma^2(x_k, t_k)\Delta t}},$$

где K — усреднённая вероятность перехода, устремляя к пределу $N \rightarrow \infty$, получим

$$K(x_N, t_N | x_0, t_0) = \int_{x(t_0)=x_0}^{x(t_N)=x_N} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \int_{t_0}^{t_N} \left(\frac{dx}{dt'} - \mu\right)^2 dt'\right\} Dx(t'), \quad (1)$$

где символ D — означает меру в континуальном интеграле, который для простоты можно понимать просто как предел многократного интеграла.

Хотя, в отличие от интеграла Фейнмана, интеграл (1), который носит название интеграла Фейнмана–Каца, хорошо определён, удобно, добавив между точками промежуточные точки интегрирования [7], записать его как интеграл по фазовому пространству

$$K(x_N, t_N | x_0, t_0) = B \int Dp(t') x(t') \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \int_{x_0}^{x_N} p dx - \int_0^s H ds\right) \\ B = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{\mu^2}{2\sigma^2}(t_N - t_0) + \frac{\mu}{\sigma^2}(x_N - x_0)\right). \quad (2)$$

В отличие от исходного интеграла (1) последний интеграл обладает дополнительным достоинством — он инвариантен относительно канонических преобразований переменных интегрирования. Это означает, что в нем можно проводить

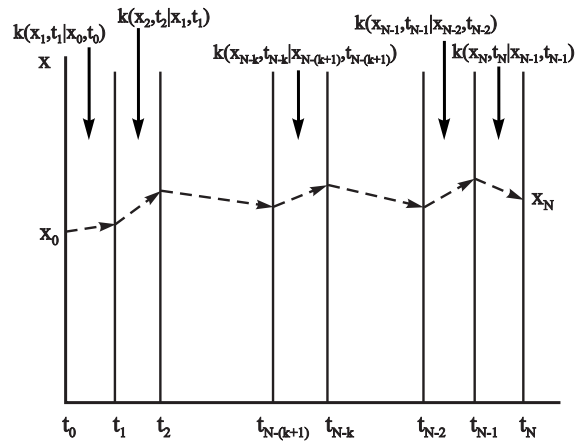


Рис. 4. Многократное применение уравнения Чепмена–Колмогорова

замены переменных, которые делают фазу (2) квадратичной формой, т.е. сводить вычисление функционального интеграла к вычислению обычного, в каждой точке которого решается уравнение в частных производных первого порядка [8]. А это уже открывает дорогу к построению абсолютно параллельного алгоритма расчёта, который легко реализовать в облаке (при использовании концепции cloud computing).

Преимуществом метода континуального интеграла является время прогноза, существенно меньшее критических 7–8 часов, и эффективность прогноза 80–85%, но существенным недостатком является требование мощного вычислительного ресурса порядка нескольких Тфлопс. Расчёт континуального интеграла для задач прогнозирования в финансах может занимать до 1–2 часов. Поэтому мы предлагаем гибридный алгоритм расчёта, совмещающий в себе достоинства нейросетевых и динамических алгоритмов. Схема этого алгоритма представлена на рис. 5.



Рис. 5. Схема «принципа конкуренции»

Предложенный подход представляет собой не что иное, как реализацию «принципа конкуренции», описанного в [9]. Этот принцип предназначен для повышения эффективности функционирования интеллектуальных систем реального времени в условиях многопроцессорной вычислительной среды. Описанный подход по своей сути представляет проект экспертной/интеллектуальной системы, поскольку

требует использования большого количества знаний предметной области, критерияльных соотношений и правил оценки и выбора альтернатив.

Литература

1. *Voit J.* The Statistical Mechanics of Financial Markets (Texts and Monographs in Physics). — Springer-Verlag, Berlin, 2001.
2. *Huang Z.-F.* The First 20 Min in the Hong Kong Stock Market // *Physica A*. — 2000. — Vol. 287. — Pp. 405–411.
3. *Vaquero L. M. et al.* A Break in the Clouds: Toward a Cloud Definition // *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*. — 2009. — Vol. 39, No 1.
4. Non-Stationary and Stationary Prediction of Financial Time Series using Dynamic Ridge Polynomial Neural Network / R. Ghazali, A. J. Hussain, N. M. Nawawi, B. Mohamad // *Neurocomputing*. — 2009. — Vol. 72. — Pp. 2359–2367.
5. *Yümlü S., Gürgen F. S., Okay N.* A Comparison of Global, Recurrent and Smoothed-Piecewise Neural Models for Istanbul Stock Exchange (ISE) Prediction // *Pattern Recognition Letters*. — 2005. — Vol. 26, No 13. — Pp. 2093–2103.
6. *Chiarella C., El-Hassan N., Kucera A.* Evaluation of American Option Prices in a Path Integral Framework using Fourier-Hermite Series Expansions // *Journal of Economic Dynamics & Control*. — 1999. — Vol. 23. — Pp. 1387–1424.
7. *Гудман Ф. Г., Вахман Т.* Динамика рассеяния газа поверхностью. — М.: Мир, 1980.
8. *Bogdanov A., Gevorkyan A.* Quantum Chaos in the Framework of Complex Probability Processes. Thermodynamics of Nonrelativistic Vacuum. — Los Alamos National Laboratory e-print archive No. quantph/ 9810079.
9. *Nechaev Y. I.* Principle of Competition at Neural Network Technologies Realization in On-Board Real-Time Intelligence Systems // *Proceedings of First International Congress on Mechanical and Electrical Engineering and Technology "MEET-2002" and Fourth International Conference on Marine Industry "MARIND-2002"*. — Vol. 3. — 2002. — Pp. 51–57.

UDC 519.6+51

Hybrid Information System for Estimation of Risks in Financial Markets

A. V. Bogdanov*, A. B. Degtyarev†, I .A. Garaev†

* *Institute for High Performance Computing and Information Systems
29, Politekhnikeskaya str., St. Petersburg, 195251, Russia*

† *Chair for Computer Modeling and Multiprocessor Systems
Saint-Petersburg State University
35 Universitetskii pr., Peterhof, St. Petersburg, 198504, Russia*

Nowadays there exists a large variety of forecasting methods based on neural networks technologies which allow to adequately simulate the nonlinear processes with noisy data in slowly varying markets. However, in the conditions of strong turbulence they are not capable to promptly response to swiftly changing environment, and, hence, to market conjuncture changes. It has grown in a very serious problem, as the decisions accepted on the basis of these technologies can be resulted in movement of hundreds billion dollars in the financial markets, and any incorrectly revealed tendency can lead to large losses. We will notice that this problem has recently arisen due to joining of new world players to the common economics, and due to, as a consequence, decrease in controllability of the international system. In the presented work the dynamic approach will be considered which properly operates in swiftly changing markets. It is based on a combination of neural networks technologies with algorithms of quantum mechanics calculations.

Key words and phrases: forecasting methods, neural networks technologies, dynamic approach, quantum mechanics calculations.