

# Распределенная информационная система для оценки рисков на финансовых рынках.

Александр Богданов

СПбГУ  
Санкт – Петербург, Россия  
bogdanov@csa.ru

Александр Дегтярев

СПбГУ  
Санкт – Петербург, Россия  
deg@csa.ru

Игорь Гараев

СПбГУ  
Санкт – Петербург, Россия  
Iggaraev@mail.ru

## РЕЗЮМЕ

В данной статье будет рассмотрен динамический подход, который эффективно работает на сильно изменяющихся рынках и основан на комбинировании нейросетевых технологий с алгоритмами квантовых вычислениях.

## Ключевые слова

Нейронные сети (Neural Network), Облачные вычисления (cloud computing), Континуальный интеграл (Path Integral)

## 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 серьезную проблему поскольку, решения, принимаемые на основе этих систем, оцениваются в сотни миллиардов долларов. Любое неправильное решение ведет 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.

## 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 надежности извлечения прибыли под небольшой процент вложенных средств. Такая ситуация обусловлена надежными 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 сложна по постановке задачи и требует очень больших вычислительных ресурсов. Аренда таких ресурсов может оказаться настолько дорогой, что будет оправдана только на очень больших объемах 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 определенных 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, посвященных нейронным сетям в финансах: многослойным перцептронам, теории адаптивных сетей, динамическим сетям и кусочно-сглаживающим (smoothed-pieewise 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 растет объем 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 емкость 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. PSNN является основой для PRPNN. PRPNN начинается с малой базовой структуры (PSNN порядка 1), которая растет по мере обучения, пока не будет достигнута заданная точность. 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.

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

Таким образом, большой объем совмещения различных нейросетевых технологий, об это говорят такие работы как [4] и [5], показал, что данный подход не является всеобъемлющим. Для оценки различных финансовых рынков, например различных валютных пар или различных индексов, требуется искусный выбор соответствующей комбинации нейросетевой технологии. Проведенный авторами анализ предлагаемых различными исследователями реализаций нейронных сетей для прогнозирования поведения финансовых рынков показал, что даже для простейших ситуаций, но для разных характеров рынка (например, разных стран), невозможно применение одного типа нейронной сети. Таким образом, для надежной работы нейросетевых технологий все равно требуется разработка некоторой иерархии сетей, каждая из которых выбирается в определенных условиях.

Данный факт заставил авторов статьи посмотреть на задачу прогнозирования динамики рынков с более широких позиций.

## 4. ТЕОРЕТИЧЕСКОЕ ОБОСНОВАНИЕ ВЫСОКОПРОИЗВОДИТЕЛЬНОЙ РЕАЛИЗАЦИИ ВЫЧИСЛЕНИЙ

Нейронные сети это совокупность математических методов, которые можно представить как нелинейные, многослойные и параллельные методы регрессии для модели “черного 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 облигации, 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 приложения 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 передел последовательности многомерных интегралов. Для понимания применимости квантового подхода в финансах рассмотрим пример. Рассмотрим стоимость некоего производного инструмента (функции) от актива на момент времени  $T$ .

$$O_F(S_T, T) \quad (1)$$

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.

$$\frac{dS}{S} = rdt + \sigma\varepsilon\sqrt{dt} \quad (2)$$

Где  $r$  - ожидаемая доходность актива,  $\sigma$  - волатильность цены актива. Очевидно, что изменения актива является процессом Ито или диффузионным

процессом (обобщенным 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 задается диффузионным уравнением, приняв  $x = \ln S$  получим

$$\frac{\sigma^2}{2} \frac{\partial^2 O_F}{\partial x^2} + \mu \frac{\partial O_F}{\partial x} - r O_F = -\frac{\partial O_F}{\partial t}$$

$$\mu = r - \frac{\sigma^2}{2}$$

$$O_F(e^{x_T}, T) = O_F(x_T, T)$$

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 трудоемкости со временем. Одной из альтернатив является сведение этого уравнения к уравнению Шредингера 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.

$$K(x_N, t_N | x_0, t_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2\Delta t}} \int \dots \int \exp\left\{-\frac{[(x_{k+1} - x_k) - r\Delta t]^2}{2\sigma^2\Delta t}\right\} \times \exp\left(-\sum_{k=1}^{N-1} \frac{[(x_{k+1} - x_k) - r\Delta t]^2}{2\sigma^2\Delta t}\right) \prod_{k=1}^{N-1} \frac{dx_k}{\sqrt{2\pi\sigma^2\Delta t}}$$
 (3)

где  $K$  – усредненная вероятность перехода, устремляя к пределу  $N \rightarrow \infty$ , получим

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

где символ  $D$  - означает континуальный интеграл, который для простоты можно понимать просто как предел многократного интеграла. Хотя, в отличие от интеграла Фейнмана, интеграл (3), который носит название интеграла Фейнмана Каца, хорошо определен, удобно добавив между точками промежуточные точки интегрирования [7] записать его как интеграл по фазовому пространству

$$K(x_N, t_N | x_0, t_0) = B \int DG \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \int_{x_0}^{x_N} p dx - \int_0^s H ds\right\}$$
 (4)

$$B = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left\{-\frac{\mu^2}{2\sigma^2}(t_N - t_0) + \frac{\mu}{\sigma^2}(x_N - x_0)\right\}$$

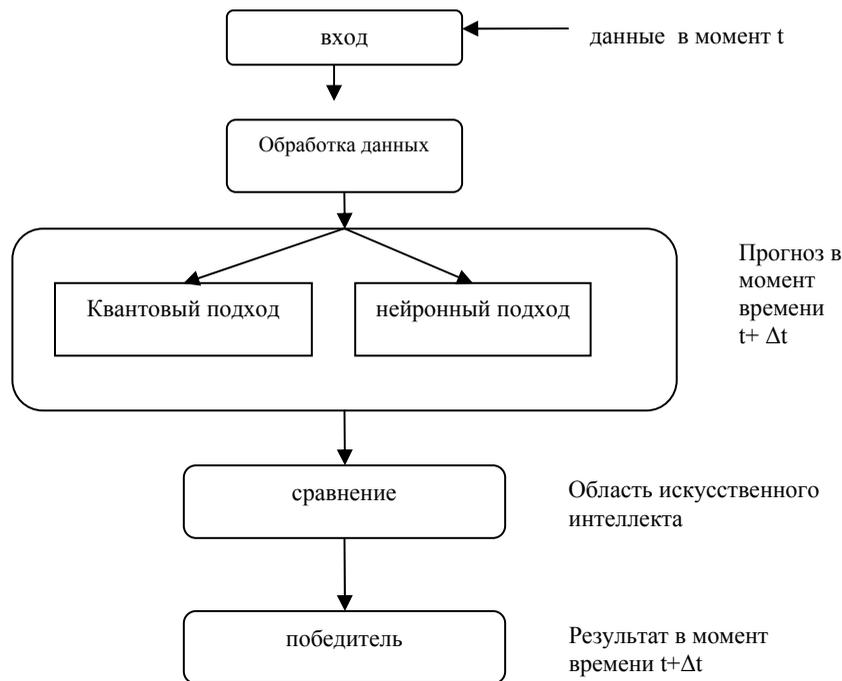


Рис 1. Схема “принципа конкуренции”

В отличие от исходного интеграла (3) последний интеграл обладает дополнительным достоинством — он инвариантен относительно канонических

преобразований переменных интегрирования. Это означает, что в нем можно проводить замены переменных, которые делают фазу 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 расчета, 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. Расчет континуального интеграла для задач прогнозирования в финансах может занимать до 1-2 часов.

Поэтому мы предлагаем гибридный алгоритм расчета, совмещающий в себе достоинства нейросетевых и динамических алгоритмов. Схема этого алгоритма представлена на Рис. 1.

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, критериальных соотношений и правил оценки и выбора альтернатив.

## ЛИТЕРАТУРА

- [1] Johannes Voit: *The Statistical Mechanics of Financial Markets (Texts and Monographs in Physics)* (Springer-Verlag, Berlin 2001)
- [2] Zhi-Feng Huang , “The first 20 min in the Hong Kong stock market”, *Physica A*, pp. 405- 411, 287 (2000)
- [3] Luis M. Vaquero et al., “A Break in the Clouds: Toward a Cloud Definition”, *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, Volume 39, Issue 1 (January 2009)
- [4] Rozaida Ghazali, Abir Jaafar Hussain, Nazri Mohd Nawi, Baharuddin Mohamad , “Non-stationary and stationary prediction of financial time series using dynamic ridge polynomial neural network”, *Neurocomputing*, pp. 2359-2367 , 72 (2009).
- [5] Serdar Yümlü, Fikret S. Gürgen, Nesrin Okay, “A comparison of global, recurrent and smoothed-piecewise neural models for Istanbul stock exchange (ISE) prediction”, *Pattern Recognition Letters*, pp. 2093-2103, Volume 26, Issue 13 (October 2005),
- [6] Carl Chiarella , Nadima El-Hassan ,Adam Kucera , “Evaluation of American option prices in a path integral framework using Fourier –Hermite series expansions”, *Journal of Economic Dynamics & Control*, pp. 1387-1424, 23 (1999)
- [7] Ф.Г.Гудман, Т.Вахман. 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 Yu.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. Varna. Bulgaria. 2002. pp. 51-57.