

# МЕТОДЫ АНАЛИЗА ФИНАНСОВОГО РЫНКА С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА

Дворниченко А. А.

Кафедра интеллектуальных информационных технологий,  
Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники  
Минск, Республика Беларусь  
E-mail: leshadvornichenko@mail.ru

## ВВЕДЕНИЕ

В потреблении, выходящем за рамки борьбы за физическое существование, в различной степени участвует подавляющее большинство населения. Повышение средней заработной платы человека или платы за предоставленные услуги влечет за собой рост расходов на потребляемые товары или услуги и, следовательно, рост количества финансовых операций. Для сохранения или улучшения финансового состояния человека и в условиях неопределенности финансового рынка существует необходимость анализировать набор факторов, оказывающих влияние на финансовый рынок. Ввиду роста количества таких факторов и скорости их изменения, человек становится не в состоянии быстро и точно принимать решения в данной области. Этим обуславливается рост спроса на технологии, позволяющие контролировать или, как минимум, предугадывать состояние рынка в обозримом будущем. Существует множество решений для таких проблем, порождаемых спросом, к которым, в частности, относится внедрение соответствующего программного обеспечения. Однако, данные решения имеют строго описанный алгоритм работы, что делает их неэффективными в условиях постоянного изменения рынка. Использование нейросетевого подхода в качестве метода анализа экономических данных позволяет производить расчеты и принимать решения, не опираясь на фиксированное количество входных данных. В данной статье будет рассмотрен данный подход.

## I. ПРЕДЛАГАЕМЫЙ ПОДХОД К АНАЛИЗУ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ФИНАНСОВОГО РЫНКА

Среди нейросетевых технологий, применяемых в анализе финансового рынка, широкое распространение получили искусственные нейронные сети (ИНС). ИНС – это программно- или аппаратно-реализованные системы, построенные на взаимодействии формальных нейронов – математических моделей биологических нейронов.

Базовая структура ИНС может быть проиллюстрирована как  $Y = F * (X^T * w + c)$  относительно независимых (входных) переменных  $X$ , весовых членов  $w$  и постоянных членов  $c$ .  $Y$  – зависимая переменная, а  $X$  формируется как матрица размера  $n * t$  для количества обуча-

ющей выборки  $n$  и количества входных переменных  $t$ . Чтобы применить эту структуру в финансах,  $Y$  можно рассматривать как уровень кредитного риска клиентов, курса акций или доходность портфеля.  $F$  – это функция активации, которая уникальна и отличается от регрессионных моделей.  $F$  обычно формулируется как сигмовидные функции и tanh-функции. В результате объединения нескольких перцептронов в каждом слое и добавления скрытого слоя от  $Z_1$  до  $Z_4$  в середине, получается многослойная ИНС, где входными слоями будут  $X_s$ , а выходными слоями –  $Y_s$ . Более того, несколько  $Y_s$  также применимы: например, управляющих фондами часто волнуют будущие цены и их колебания. Достоинством применения таких сетей в процессе принятия решения является неограниченное количество нейронов в каждом из слоев, что позволяет учесть неограниченное количество факторов. Именно наличие скрытых слоев позволяет выявлять сложные, нелинейные взаимосвязи между входными и выходными данными. На рисунке 1 проиллюстрирована базовая структура ИНС [1].

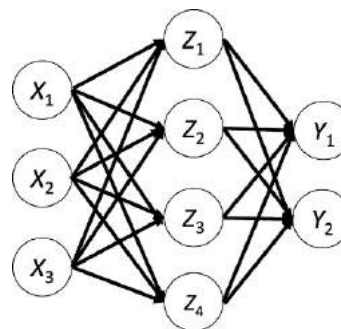


Рис. 1 – Базовая структура искусственной нейронной сети

Основываясь на базовой структуре ИНС, показанной на рисунке 1, традиционные нейронные сети делятся на следующие виды:

- Глубокая нейронная сеть (ГНС);
- Рекуррентная нейронная сеть (РНС);
- Нейронная сеть прямого распространения (НСПР).

В свою очередь, ГНС – это ИНС с несколькими скрытыми слоями между входным и выходным слоями. ГНС находит корректный метод математических преобразований, чтобы превратить входные данные в выходящие, независимо от линейной или нелинейной корреляции ГНС,

как правило, представляют собой сети с прямой связью, в которых данные передаются от входного уровня к выходному уровню без обратной связи. Сначала ГНС создает карту виртуальных нейронов и назначает случайные числовые значения или «веса» соединениям между ними. Веса и входные данные умножаются и возвращают выходной сигнал от 0 до 1. Если сеть не точно распознала конкретный шаблон, алгоритм будет корректировать весовые коэффициенты. Таким образом, алгоритм может сделать определённые параметры более значимыми, пока он не определит правильные математические манипуляции для полной обработки данных [2].

РНС – ИНС, в которой связи между элементами образуют направленную последовательность, благодаря чему появляется возможность обрабатывать серии событий во времени или последовательные пространственные цепочки. В отличие от ГНС, РНС могут использовать свою внутреннюю память для обработки последовательностей произвольной длины [3].

НСПР – ИНС, в которых сигнал распространяется строго от входного слоя к выходному. В обратном направлении сигнал не распространяется. Использование этих моделей может игнорировать порядок данных и значение времени [4].

Как представлено на рисунке 2, РНС имеет новую структуру ИНС, которая может решать проблемы долгосрочной зависимости и порядка между входными переменными. Поскольку финансовые данные во временных рядах очень распространены, выявление скрытых корреляций имеет решающее значение в реальном мире. РНС может лучше решать эту проблему по сравнению с другими методами «скользящего среднего», свойственных для нейронных сетей других типов.

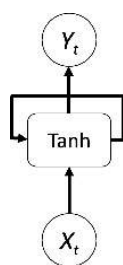


Рис. 2 – Структура рекуррентной нейронной сети

Хотя РНС может решить проблему порядка временных рядов, проблема долгосрочных зависимостей остается. Подобрать оптимальный вес для долгосрочных данных сложно. ИНС типа «Долгая краткосрочная память», как подтип РНС, имеют закрытую ячейку для преодоления долгосрочных зависимостей путем комбинирования различных функций активации (например, сигмовидной и tanh). На рисунке 3 представлена нейронная сеть типа «Долгая краткосрочная память» [5].

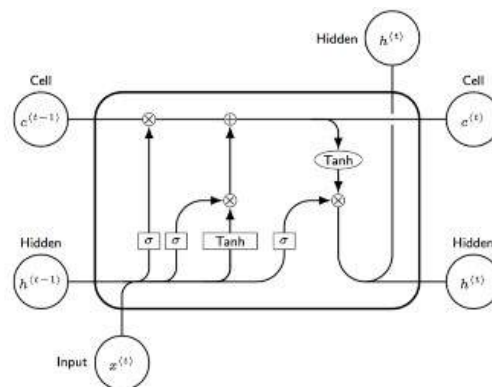


Рис. 3 – Структура нейронной сети типа «Долгая краткосрочная память»

Одним из наиболее эффективных методов обучения ИНС, представленных выше, является глубокое обучение (ГО) – совокупность методов машинного обучения (с учителем, с частичным привлечением учителя, без учителя, с подкреплением), основанных на обучении представлениям, а не специализированных алгоритмах под конкретные задачи. По сравнению с традиционными методами машинного обучения, такими как машина опорных векторов и  $k$ -ближайших соседей, ГО обладает преимуществами неконтролируемого обучения функций, сильной возможностью обобщения и надежной обучающей способностью на основе больших данных [6].

Таким образом, применение ИНС, обученных с помощью алгоритмов ГО, в различных областях финансового сектора позволяет получить различные преимущества, в зависимости от типа ИНС. Например, для прогноза состояния фондового рынка наибольшее распространение получила ИНС типа «Долгая краткосрочная память», которая позволяет извлекать информацию из новостей рынка и строить глубокую нейронную генеративную модель для прогнозирования движения цены акций. Для оценки риска банковского дефолта используются ГНС, позволяющие выявить нелинейные взаимосвязи между факторами.

## II. СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Rashid, T. R. Make Your Own Neural Network 1 / T. R. Rashid// – 2016. – Vol. 342, № 10. – P. 113–125.
2. Хайкин, С. Х. Нейронные сети: полный курс / С. Х. Хайкин// – 2006. –СПб.: Синергия, 2006. – 84–89 с.
3. Хайкин, С. Х. Нейронные сети: полный курс / С. Х. Хайкин// – 2006. –СПб.: Синергия, 2006. – 112–121 с.
4. Хайкин, С. Х. Нейронные сети: полный курс / С. Х. Хайкин// – 2006. –СПб.: Синергия, 2006. – 64–75 с.
5. Deep learning in finance and banking: A literature review and classification [Электронный ресурс] / SpringerOpen. – Режим доступа: <https://fbr.springeropen.com/articles/10.1186/s11782-020-00082>. – Дата доступа: 10.10.2021.
6. Бенджио, И. Б. Глубокое обучение / И. Б. Бенджио// – 2016. – СПб.: Инкарт, 2016, 2017. – 28–33 с.