

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ГИБРИДНЫХ МОДЕЛЯХ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КУРСА ВАЛЮТЫ

Буй¹ Ч.А., Пащенко^{1,2} Ф.Ф., Пащенко² А.Ф.

¹Московский физико-технический институт (государственный университет)

²Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова Российской академии наук (ИПУ РАН)

Аннотация: В статье рассматривается задача применения искусственных нейронных сетей для прогнозирования валютного курса. Анализируются факторы, влияющие на курс доллара США к рублю. На основе результатов анализа предложен метод применения нейронной сети для прогнозирования валютного курса.

Ключевые слова: нейронная сеть, гибридный метод, временный ряд, эконометрическая модель, прогнозирование курса валюты, факторы, влияющие на валютный курс

Введение

Курс валют является важной экономической категорией в экономической и социальной жизни каждой страны, является инструментом для измерения стоимости между валютами и, таким образом, выступает в качестве конкурентного инструмента в торговле, инструмента управления экономикой, оказывает сильное влияние на цены, на всю социально-экономическую деятельность этой страны и связанных с ней стран.

В настоящее время рассматриваются многие методы прогнозирования валютных курсов, такие как теория паритета покупательной способности, анализ временных рядов, принцип относительной экономической стабильности, построение эконометрической модели. Разработано много моделей прогнозирования валютного курса, таких как ARIMA и GARCH. В последнее время с развитием компьютерных технологий использование нейронных сетей в прогностических моделях становится все более популярным.

В статье предлагается модель нейронной сети, которая сочетает свойства метода анализа временных рядов и метода построения эконометрической модели. Для построения модели решаются следующие задачи: анализ методов прогнозирования валютного курса, анализ факторов, влияющих на курсы валют, предложение нового метода построения прогнозных моделей с помощью нейронных сетей, оценка качества прогнозирования.

1 Основные факторы, влияющие на валютный курс

Для выбора входных данных модели, необходимо провести анализ факторов, влияющих на валютный курс RUP/USD.

Первый фактор, который нужно учитывать, - это цена на нефть. США являются одним из самых крупнейших производителей нефти, но также и крупнейшим в мире потребителем этого вида сырья. Соединенные Штаты должны покупать около 2,8 миллиардов баррелей нефти в год для удовлетворения потребностей внутреннего производства [1]. Это основной источник долларов для валютного рынка, поэтому колебания цен на нефть оказывают большое влияние на стоимость доллара.

С другой стороны, доходы от нефти составляют значительную долю ВВП России. Для оценки влияния цен на нефть на стоимость рублей с 2014 по 2019 годы проведем анализ в 2 этапа:

С 2014 по 06/2016: Сложная геополитическая ситуация и санкции Запада привели к резкому падению курса рубля. В ноябре 2014 года плавающий механизм был применен к рублю. Это означает, что стоимость рубля полностью определяется спросом на рубли и предложением рублей. Поскольку на нефть приходится значительная доля в российском экспорте, это сильно влияет на стоимость рубля. В этот период снижение цен на нефть привело к снижению курса рубля, и, наоборот, рубль демонстрировал признаки роста, когда цены на нефть росли. Это показано «симметрией» графиков цен на нефть и валютного курса на рис 1.

С 07/2016 по настоящее время: действия российского правительства против санкций Запада начали вступать в силу. Эти меры состоят в следующей: использование рублей в нефтяных сделках, создание независимого финансового механизма с долларом и снижение роли нефтяной промышленности в ВВП России. Эти меры снижают влияние цен на нефть на стоимость рубля. Взаимосвязь между валютными курсами и ценами на нефть в этом случае не так ясна, как в первый период.

Несмотря на это, хотя влияние цены на нефть на стоимость рубля уменьшалось, цена на нефть всегда была основным фактором для прогнозирования валютного курса.

Следующим фактором, влияющим на валютный курс, является цена на золото. Золото является одним из старейших механизмов, влияющих на стабильность мировой экономики. Хотя золото долгое время не использовалось в качестве валюты, цена на него все же оказывает сильное влияние на рынок форекс.

Кроме того, существуют другие факторы, оказывающие сильное влияние на валютный курс, таких как экспорт, импорт и рост производства. Эти факторы прямо или косвенно влияют на приток денег в страну и из страны, что приводит к изменениям спроса и предложения на доллар.

2 Нейронная сеть для прогнозирования валютного курса

Модель состоит из шести искусственных нейронных сетей, из которых пять искусственных нейронных сетей используются для прогнозирования значения факторов, влияющих на валютные курсы. Эти нейронные сети используются только тогда, когда горизонт прогноза больше единицы. Выходные данные этих нейронных сетей используются шестой нейронной сетью для прогнозирования валютного курса.

Каждая нейронная сеть в модели представляет собой полносвязную нейросеть прямого распространения (FNN) с тремя слоями: входной слой, скрытый слой и выходной слой.

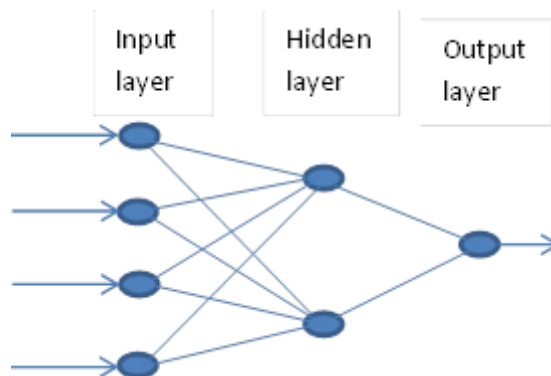


Рис. 1 - Общая архитектура нейронной сети в гибридной модели

Для повышения быстродействия во всех нейронных сетях модели используется функция активации RELU по следующей формуле [5]:

$$f(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases}$$

Процесс обучения нейронных сетей является процессом обновления весов. Вес, являющийся очень важным компонентом нейронной сети, используется для выражения влияния ввода на выход. Значения весов корректируются таким образом, чтобы значение функции ошибки было минимальным. Функция ошибки в моделях определяется по формуле среднеквадратичного отклонения [2,3]:

$$I = \frac{1}{N} \sum_i^N (y_{\text{прогноз}} [i] - y_{\text{реальный}} [i])^2,$$

где N – количество набор данных.

Вес в нейронной сети обновляется по следующей формуле[5-7]:

$$w_i^* = w_i - \eta \frac{\partial I(w)}{\partial w_i}$$

Вычисление частной производной функции ошибки по весу для многослойной нейронной сети занимает много времени. Видно, что частная производная функции ошибки по входу нейрона следующего слоя является множителем частной производной функции ошибки по входу нейрона предыдущего слоя. Поэтому, используя цепного правила (правила дифференцирования сложной функции) и обратный расчет производной, можно найти производную по всем параметрам

одновременно. Метод вычисления частной производной для обновления веса нейронной сети, как указано выше, называется обратным распространением [2,5].

Пять нейронных сетей, которые анализируют временные ряды каждого из учтенных факторов, влияющих на валютный курс, обучены прогнозировать значение этого фактора за месяц на основе самого значения за предыдущие десять месяцев (всего десять входов для каждой нейронной сети). Шестая искусственная нейронная сеть обучена прогнозировать валютный курс за месяц на основе его предшествующих значения в предыдущие десять месяцев наряду и значения факторов, за ближайшие пять месяцев, влияющих на валютный курс (всего 35 входов). В работе построена модель для прогнозирования обменных курсов с марта по июль 2019 года. Входными данными является значения валютного курса и 5-ти факторов, влияющих на него в течение 62 последовательных месяцев с января 2014 года по февраль 2019 года. В качестве среды реализации используем язык Python. Создание и обучение нейронных сетей осуществляется с помощью фреймворка Tensorflow.

Для получения наилучших результатов прогнозирования на основе доступных данных выполняются следующие действия:

1. Нормализация входных данных: приведения всех данных к интервалу [0,1]
2. Разделение множества данных на два подмножества, обучающееся (80% от исходного), проверочное (10% от исходного) и тестовое (10% от исходного).
3. Построение нейронной модели.

В качестве остановки процесса обучения нейронной сети используется условие распознавания примера (если ошибка меньше 0.015) по достижению эпохи 50000.

Для оценки качества прогнозирования гибридной модели проведем ее сравнение с прогнозируемыми результатами метода прогнозирования построения эконометрической модели [6]. В своей модели Ломакин Н.И. использовал большое количество экономических факторов, влияющих на валютные курсы, таких как кросс-курс евро-доллар, американский индекс S&P500, цена на нефть, цена на золото, российский индекс RTS, астрологический индекс Гано, индекс Гушон, дефицит российского бюджета.

Сравнительные результаты показывают, что комбинация временных рядов и эконометрических моделей для прогнозирования валютного курса дает результаты лучше, чем частные модели.

Заключение

В работе проанализированы факторы, влияющие на валютный курс и предложена модель прогнозирования валютного курса на ближайшие 5 месяцев, проведено сравнение качества прогнозирования предложенной модели и эконометрической модели. Результаты показывают, что гибридные модели имеют меньшую прогностическую ошибку по сравнению с частными моделями.

Литература

1. Сайт статистики: Импорт сырой нефти в США <https://www.statista.com/statistics/487440/united-states-crude-oil-imports/>
2. Кудинов Ю.И., Келина А.Ю., Кудинов И.Ю., Пащенко А.Ф., Пащенко Ф.Ф. Нечеткие модели и системы управления / - Под ред. Ф.Ф. Пащенко. М.: ЛЕНАНД, 2017. – 328 с.
3. Пащенко Ф.Ф. Введение в состоятельные методы моделирования систем. Часть 2 - М.: Финансы и статистика, 2007, - 288 с.
4. Пащенко Ф.Ф., Минашина И.К., Захарова Е.М., Кузнецов Н.А., Рябых Н.Г. Design and Comparison of Freight Scheduling Algorithms for Intelligent Control Systems / Proceedings of the 7th International Conference on Emerging Ubiquitous Systems and Pervasive Networks (EUSPN, 2016). London: Procedia Computer Science, 2016. Volume 98. С. 56–63
5. Васильев С.Н., Келина А.Ю., Кудинов Ю.И., Пащенко Ф.Ф. Intelligent Control Systems / Proceedings of the 12th International Symposium "Intelligent Systems" (INTELS'2016, Moscow, Russia). Амстердам, Нидерланды: Elsevier, 2017. V.103. С. 623–628.
6. Ломакин Н.И., Максимов О.Н., Экова В.А., Гаврилова О.А., Вагина В.Е. Нейронные сети для прогнозирования курса доллара с использованием астрологических циклических индексов гушон и ганю // Международный журнал прикладных и фундаментальных исследований. – 2016. – № 6-1. – С. 133-136;