

ПРИКЛАДНЫЕ АСПЕКТЫ МАТЕМАТИКИ И ИНФОРМАТИКИ

DOI: 10.24888/2500-1957-2021-2-62-68

УДК
004.43+
330.4

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ РЫНКА ПРОИЗВОДНЫХ ФИНАНСОВЫХ ИНСТРУМЕНТОВ НА ОСНОВЕ РЕКУРЕНТНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Дворяткина Светлана Николаевна

д.п.н., доцент
sobdvor@yelets.lipetsk.ru
г. Елец

Головин Дмитрий Александрович

студент
sanlm@mail.ru
г. Елец

Елецкий государственный университет
им. И.А. Бунина

Аннотация. Вопросы прогнозирования динамики цен на бирже и внебиржевом рынке всегда было сложной задачей для многих исследователей и аналитиков. Успешное инвестирование во многом определяется знанием будущей ситуации на финансовом рынке. В статье рассматривается возможность прогнозирования стоимости производных финансовых инструментов при помощи глубокого обучения нейронных сетей, реализованных посредством языка программирования Python. В качестве архитектуры нейронных сетей была выбрана рекуррентная сеть с ячейкой долговременной краткосрочной памяти LSTM, являющейся одной из самых мощных моделей прогноза. LSTM представляет собой ячейку памяти, вычислительную единицу, которая заменяет традиционные искусственные нейроны в скрытом слое сети. Способность эффективно связывать память и вводить удаленные данные с помощью этих ячеек памяти сети обеспечивает динамическое понимание структуры данных с течением времени. Полученные в результате компьютерных экспериментов оценки точности прогноза на стоимостные показатели производного финансового инструмента показали высокую эффективность построенной модели нейронной сети.

Ключевые слова: python, нейронные сети, Deep Learning, рекуррентные нейронные сети.

Введение

Фондовый рынок является важнейшим механизмом, обеспечивающий эффективное функционирование всей экономики страны. На текущий момент он стал неотъемлемой частью финансовой системы любого государства. Поскольку уровни инвестирования и оборотов торговли растут, трейдеры постоянно находятся в поисках инструментов и методов, которые увеличили бы их прибыль с минимизацией рисков. В последние годы для исследователей, экономистов, практиков наибольший интерес стал представлять класс инструментов, способных повлиять на конъюктуру всего финансового рынка, уменьшить неопределенность в экономической деятельности, т.е. производные финансовые инструменты (деривативы).

Рынок деривативов включает в себе огромный потенциал, поскольку отражает настроение участников торгов, их ожидания и их приоритеты. Производные инструменты наиболее гибкие и быстро развивающиеся, поэтому не стоит преуменьшать их значение на финансовом рынке. Анализ динамики российского рынка деривативов, его прогнозирование, а также использование производного финансового инструмента в мировой практике является наиболее важной и актуальной проблемой в экономической сфере.

Для практического исследования был определен фьючерсный контракт на кофе. Выбор данного производного инструмента обоснован тем, что, во-первых, кофе занимает второе место по объемам международных сделок после сделок с нефтью, следовательно, с момента становления мировой кофейной промышленности как рыночного товара интерес к исследованию кофе, прогнозированию его цены только растет. Во-вторых, «цены на кофе достаточно сложно определить в долгосрочной перспективе, так как на его ценообразование влияет множество фундаментальных факторов — погода, урожайность, месяц уборки, количество осадков, географические факторы, объем инвестиций и другие» [1], т.е. макроэкономические показатели. Другим важным механизмом формирования цены кофе после биржи – поправочный дифференциал, который формируется из производственных расходов и прибыли всех участников в цепочке производства зерна. Также он зависит от безопасности ведения бизнеса с конкретной страной. На дифференциал влияют: география произрастания; обработка; фермерские расходы (оплата труда, расходы на создание и поддержку фермы, капитальные расходы); административные расходы.

С целью прогноза котировок на фьючерсы или другие производные финансовые инструменты начали использовать различные математические методы: линейную регрессию, фундаментальный анализ, технический анализ и т.д. Однако данные инструменты не предоставляют точные оценки прогнозирования. Более того, многие аналитики высказывают свое сомнение о полезности данных инструментов.

На смену классическим методам прогноза пришли нейронные сети. Актуальность их применения обусловлена способностью нейронных сетей обнаруживать нелинейные отношения во входных данных, делая их идеальными для моделирования нелинейных динамических систем, таких как фондовый рынок. Однако для ее обучения в основу необходимо заложить базовый функционал, при помощи которого будет происходить обучение.

В качестве архитектуры нейронных сетей наиболее лучшим образом подходят рекуррентные нейронные сети LSTM (Long Short Term Model – LSTM), которые являются наиболее мощным и хорошо известным инструментом для распознавания закономерностей в последовательностях данных, таких как данные числовых временных рядов, исходящие из датчиков, фондовые рынки и т.д. Данная сеть позволяет учитывать время и последовательность. На текущий момент данная архитектура является мощнейшим инструментом в задачах прогнозирования [7].

Вопросам прогнозирования фондового рынка на основе нейронных сетей посвящены исследования как российских ученых – И.Ю. Атнабаева [1], В.Н. Бугорский, А.Г. Сергиенко [2], Е.Ю. Щетинина [4], так и зарубежных, в частности, J. Agrawal, V. Chourasia, A. Mitra [5], Sh. Banik, F.H. Chanchary, R.A. Rouf, K. Khodadad [6], K. Daigo, N. Tomoharu [8], Ju. Wang, Ji. Leu [10], D. Jayasuriya [9] и др. При этом вопросы исследования рынка производных финансовых инструментов остаются на сегодняшний день открытыми, и нуждаются в дополнительном исследовании.

Изложенное выше позволяет сформулировать цель исследования: спроектировать программный комплекс для прогнозирования котировок финансовых инструментов на основе нейронной сети, обучить нейронную сеть, используя машинное обучение.

Результаты исследования

Для создания и обучения нейронной сети используют, как правило, язык программирования Python, так как он имеет обширные библиотеки с широким спектром математических методов для работы с нейронными сетями.

Рассмотрим реализацию рекуррентной нейронной сети при помощи языка Python, а также воспользуемся Deep Learning для ее обучения.

Предположение, основанное на прошлых движениях и моделях цены акций, называется техническим анализом. Именно на его основе будет обучаться рекуррентная нейронная сеть LSTM.

В качестве рассматриваемого и прогнозируемого объекта был выбран мартовский фьючерс на кофе 2022 года (KCH22.NYB) с Нью-Йоркской фондовой биржи.

Шаг 1. Загрузка данных. На данном этапе происходит загрузка данных в формате .CSV, которые были сгружены при помощи Yahoo Finance [11]. В данном случае были выгружены данные за последний год.

Реализация:

```
df = pd.read_csv("KC=F.csv")
```

Шаг 2. Получение индикаторов технического анализа. Происходит загрузка 42 описанных технических индикаторов, таких как скользящее среднее, индекс относительной силы (RSI), объем торгов (OBV) и т.д.

Реализация:

```
df = ta.add_all_ta_features(df, open="Open", high="High", low="Low",
close="Close", volume="Volume", fillna=True)
```

Шаг 3. Реализация нейронной сети. На данном этапе происходит создание рекуррентной нейронной сети.

Реализация:

```
model = Sequential() # Установка модели
activ = "tanh" # Функция активации
model.add(LSTM(90,
activation=activ,
return_sequences=True,
input_shape=(n_per_in, n_features))) #Указываем что
данная сеть является типа LSTM
layer_maker(n_layers=1,
n_nodes=30,
activation=activ) # Количество скрытых слоев сети
model.add(LSTM(60, activation=activ)) # Финальное количество слоев сети
model.add(Dense(n_per_out)) #Выходные слои

res = model.fit(X, y, epochs=50, batch_size=128, validation_split=0.1) #
Тренировка модели
```

Шаг 4. Построение модели прогноза и актуальных цен. На данном этапе происходит сверка обученной модели и реальных данных.

Реализация:

```
actual = pd.DataFrame(close_scaler.inverse_transform(df[["Close"]]),
index=df.index,
columns=[df.columns[0]])

predictions = validator(n_per_in, n_per_out) # Значения прогноза
plt.plot(predictions, label='Predicted') # Построение прогноза
plt.plot(actual, label='Actual') # Построение актуальных данных
```

На данном этапе так же получаем график с выводом прогноза и актуальными прошлыми ценами (рис. 1).

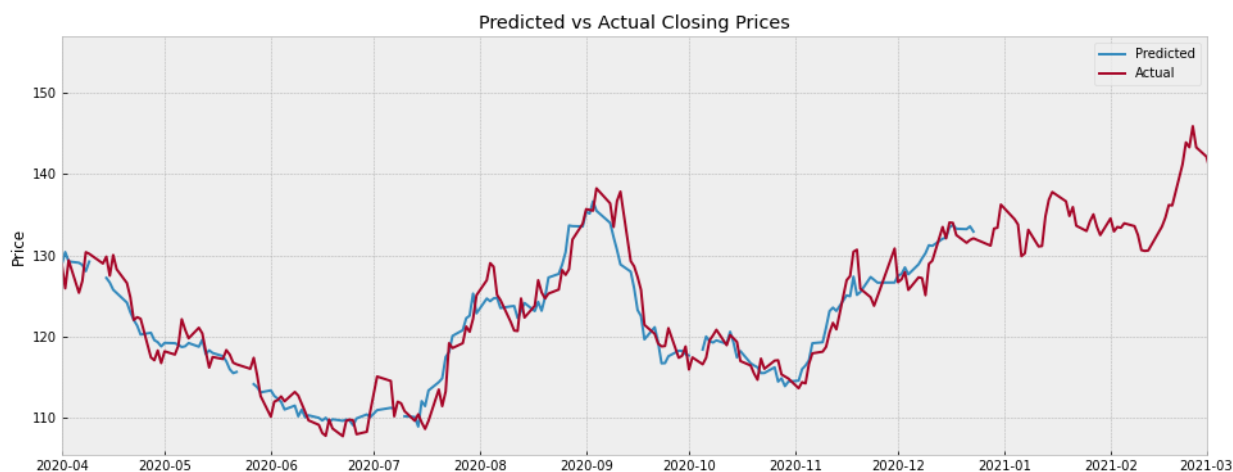


Рис. 1. Прогноз и фактические цены

Как видно из рисунка 1 оба графика достаточно близки друг к другу, что позволяет сделать предположение о правильном обучении нейронной сети.

Шаг 5. Прогнозирования будущего. Данный этап является заключительным, так как именно на нем строится прогноз на будущее.

Реализация:

```
yhat = model.predict(np.array(df.tail(n_per_in)).reshape(1, n_per_in,
n_features))
yhat = close_scaler.inverse_transform(yhat)[0]
preds = pd.DataFrame(yhat,
index=pd.date_range(start=df.index[-
1]+timedelta(days=1),
periods=len(yhat),
freq="B"),
columns=[df.columns[0]]) # Задание прогноза

pers = n_per_in
actual =
pd.DataFrame(close_scaler.inverse_transform(df[["Close"]].tail(pers)),
index=df.Close.tail(pers).index,
columns=[df.columns[0]]).append(preds.head(1)) #
Преобразование фактических значений в цену
```

Итогом послужил список значений котировок на ближайшие семь дней. В качестве проверки приведем реальные данные при помощи таблицы 1.

Таблица 1.
Сверка котировок мартовского фьючерса

Дата	Прогнозируемая цена	Реальная цена	Отклонение от реальных данных
2021-04-01	130,12	133,15	3,03
2021-04-05	129,30	130,15	0,85
2021-04-06	130,9	130,8	0,1
2021-04-07	134,45	134,95	0,5
2021-04-08	136,02	135,55	-0,47
2021-04-09	136,87	136,55	0,32
2021-04-12	133,98	134,90	0,92

В таблице 1 отображены различия между эмпирической стоимостью и теоретическими прогнозными данными. В первой строке (2021-04-01) наблюдаем отклонение прогнозируемой цены от реальной, однако по остальным котировкам значимых различий нет. Можно сделать

вывод, что данная сеть построена и обучена правильно. В то же время одного технического анализа недостаточно в качестве базы обучения нейронной сети.

Заключение

В настоящей работе предложена модель рекуррентной нейронной сети с глубоким обучением для прогнозирования динамики цен на фьючерские контракты на кофе.

Новизна предложенного подхода состоит в применении модели рекуррентной сети LSTM обученной при помощи 42-х индикаторов технического анализа на рынке производных финансовых инструментов.

Теоретическая значимость проведенного исследования заключается в обосновании точности искусственных рекуррентных нейронных сетей для прогноза рынка производных финансовых инструментов, в установлении их преимущества по сравнению с традиционными статистическими методами.

Практическая значимость состоит в возможности применения разработанных алгоритмов в реальном секторе экономики, в частности, для предприятий, где производные финансовые инструменты позволяют осуществлять эффективное управление финансовыми рисками, снижать разброс доходов, гарантировать минимальный уровень доходности на вложенные средств.

Список литературы

1. Атнабаев И.Ю. Прогнозирование цен акций сбербанка на основе искусственных нейронных сетей // Перспективы развития информационных технологий. 2016. № 29. С. 7-11.
2. Бугорский В.Н., Сергиенко А.Г. Использование нейронных сетей для моделирования прогноза котировок ценных бумаг // Прикладная информатика. 2008. № 3 (15). С.3-11.
3. Лопухин А.М. Применение методов фрактального анализа к прогнозированию показателей развития предприятий кофейной отрасли // Continuum. Математика. Информатика. Образование. 2020. Т.4. № 20. С.70-79.
4. Щетинин Е.Ю. Прогнозирование значений индекса фондового рынка на основе оптимизированных нейронных сетей // Modern Science. 2019. № 10-1. С. 400-405.
5. Agrawal, J., Chourasia, V., Mitra, A. State-of-the-art in stock prediction techniques International // Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering. 2013. Vol. 2. Pp. 1360 - 1366.
6. Banik, Sh., Chanchary, F.H., Rouf, R.A., Khodadad, K. Modeling chaotic behavior of Dhaka Stock Market Index values using the neuro-fuzzy model // Computer and information technology: 10th international conference, ICCIT 2007. Pp. 1-6.
7. Dash, M., Liu, H. Feature selection methods for classifications, Intelligent Data Analysis // Internation Journal. 1997. Vol. 1. Pp. 131 - 156.
8. Daigo, K., Tomoharu, N. Stock prediction using multiple time series of stock prices and news articles // 2012 IEEE Symposium on Computers & Informatics (ISCI). 2012. Pp. 11-16, doi: 10.1109/ISCI.2012.6222659.
9. Jayasuriya, D. Predictability of Financial Markets in ASEAN Countries using Machine Learning Techniques // SSRN Electronic Journal. 2019.
10. Wang, Ju., Leu, Ji. Stock market trend prediction using ARIMA-based neural networks // Proceedings of International Conference on Neural Networks (ICNN'96). 1996. Vol.4. Pp.2160-2165.
11. Yahoo Finance - Stock Market Live, Quotes, Business & Finance News. Sunnyvale. URL: <https://finance.yahoo.com/>

FORECASTING THE DERIVATIVES MARKET BASED ON A RECURRENT NEURAL NETWORK

S.N. Dvoryatkina

Dr. Sci. (Pedagogy), professor
sobdvor@yelets.lipetsk.ru
Yelets

D.A. Golovin

student
sanlm@mail.ru
Yelets

Bunin Yelets State University

Abstract. Predicting the dynamics of prices on the stock exchange and the OTC market has always been a difficult task for many researchers and analysts. Successful investment is largely determined by the knowledge of the future situation in the financial market. The article considers the possibility of predicting the value of derivative financial instruments using deep learning of neural networks implemented applying the Python programming language. A recurrent network with a long short-term memory cell (LSTM), which is one of the most powerful prediction models, was chosen as the neural network architecture. The LSTM is a memory cell, a computational unit that replaces traditional artificial neurons in the hidden layer of the network. The ability to link memory efficiently and enter remote data using these network memory cells provides a dynamic understanding of the data structure over time. The estimates of the accuracy of the forecast for the value indicators of a derivative financial instrument obtained as a result of computer experiments showed the high efficiency of the constructed neural network model.

Keywords: python, neural networks, Deep Learning, recurrent neural networks.

References

1. Agrawal, J., Chourasia, V., Mitra, A. (2013). State-of-the-art in stock prediction techniques. *International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering*, 2 (4), 1360 – 1366.
2. Atnabaev, I.Yu. (2016). Prognozirovanie cen akcij sberbanka na osnove iskusstvennyh nejronnyh setej. *Perspektivy razvitiya informacionnyh tekhnologij* [Forecasting the prices of Sberbank shares based on artificial neural networks]. *Perspektivy razvitiya informacionnyh tekhnologij* [Prospects for the development of information technologies]. 29, 7-11. (In Russ., abstract in Eng.)
3. Banik, Sh., Chanchary, F.H., Rouf, R.A., Khodadad, K. (2007). Modeling chaotic behavior of Dhaka Stock Market Index values using the neuro-fuzzy model. *Computer and information technology*. ICCIT 2007. 10th international conference, pp. 1-6.
4. Bugorsky, V.N., Sergienko, A.G. (2008). Ispol'zovanie nejronnyh setej dlya modelirovaniya prognoza kotirovok cennyh bumag [The use of neural networks for modeling the forecast of quotations of securities]. *Prikladnaya informatika* [Applied Informatics], 3 (15), 3-11. (In Russ., abstract in Eng.)
5. Daigo, K., Tomoharu, N. (2012). Stock prediction using multiple time series of stock prices and news articles. *2012 IEEE Symposium on Computers & Informatics (ISCI)*, pp. 11-16. doi: 10.1109/ISCI.2012.6222659.
6. Dash, M., Liu, H. (1997). Feature selection methods for classifications, *Intelligent Data Analysis*. *International Journal*, 1, 131 – 156.

7. Jayasuriya, D. (2019). Predictability of Financial Markets in ASEAN Countries using Machine Learning Techniques. *SSRN Electronic Journal*. doi.org/10.2139/ssrn.3318051
8. Lopukhin, A.M. (2020). Primenenie metodov fraktal'nogo analiza k prognozirovaniyu pokazatelej razvitiya predpriyatij kofejnoj otrasli [Application of fractal analysis methods to forecasting indicators of development of coffee industry enterprises]. *Continuum. Matematika. Informatika. Obrazovanie* [Continuum. Mathematics. Computer science. Education], 4(20), 70-79. (In Russ., abstract in Eng.)
9. Shchetinin, E.Yu. (2019). Prognozirovanie znachenij indeksa fondovogo rynka na osnove optimizirovannykh nejronnykh setej [Forecasting the values of the stock market index based on optimized neural networks]. *Modern Science*, 10-1, 400-405.
10. Wang, Ju., Leu, Ji. (1996). Stock market trend prediction using ARIMA-based neural networks. *Proceedings of International Conference on Neural Networks (ICNN'96)*, 4, 2160-2165.
11. Yahoo Finance – Stock Market Live, Quotes, Business & Finance News. Sunnyvale. – URL: <https://finance.yahoo.com/>

DOI: 10.24888/2500-1957-2021-2-68-74

УДК
517.956.6

**ЗАДАЧА ДИРИХЛЕ С ПОСЛЕДЕЙСТВИЕМ И
ПРЕДДЕЙСТВИЕМ**

Зарубин Александр Николаевич
д.ф.-м.н., профессор
matdiff@yandex.ru
г. Орёл

Чаплыгина Елена Викторовна
к.ф.-м.н., доцент
lena260581@yandex.ru
г. Орёл

Орловский государственный университет
им. И.С. Тургенева

Аннотация. Статья посвящена исследованию нелокальной задачи Дирихле для обобщенного уравнения Лапласа с некарлемановскими сдвигами в старших производных. Наличие сдвигов, отображающих точки границы внутрь области, приводит к появлению решений, гладкость которых может нарушаться внутри области.

Ключевые слова: уравнение Лапласа, дифференциально-разностное уравнение, сосредоточенное запаздывание и опережение.

Введение. Постановка задачи

В работе исследуется нелокальная задача Дирихле для обобщенного уравнения Лапласа с некарлемановскими сдвигами в старших производных. Наличие сдвигов, отображающих точки границы внутрь области, приводит [2] к появлению решений, гладкость которых может нарушаться внутри области.

Цель предлагаемой работы, получить не только непрерывное, но и гладкое решение задачи, используя метод сшивания на внутренней переходной линии $x = \tau, 0 < y < h$ ($0 < \tau, h = const$).

Дифференциально-разностное эллиптическое уравнение опережающе-запаздывающего типа