

ДЕКОМПОЗИЦИЯ ОБУЧАЮЩЕЙ ВЫБОРКИ В ЗАДАЧЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КУРСА ЦЕННЫХ БУМАГ

Н.С. Вашакидзе, старший преподаватель
Г.В. Филиппова, старший преподаватель
Н.Л. Рауш, старший преподаватель
Г.С. Осипов, д-р техн. наук, профессор
Сахалинский государственный университет
(Россия, г. Южно-Сахалинск)

DOI:10.24412/2411-0450-2025-7-32-38

Аннотация. Изложены базовые основы постановки классической задачи прогнозирования курса ценных бумаг. Построена обучающая выборка, состоящая из цены открытия торговой сессии, максимальной и минимальной цен и цены закрытия торговой сессии. Для построения прогноза использованы цены закрытия сессии на 4 этапа (торгового дня) вперед. В качестве инструментального средства выбрана система символьной математики *Wolfram Mathematica*, являющаяся современной средой машинного обучения систем искусственного интеллекта. Построена оптимальная структура многослойной искусственной нейронной сети, содержащей три скрытых слоя и два слоя нормализации данных. Произведено аналитическое сравнение результатов прогнозирования курса ценных бумаг при использовании только обучающего множества с последующей проверкой на тестовом множестве с вариантом полной декомпозиции обучающей выборки на обучающее, проверочное и тестовое множества. Получено доказательство того, что использование проверочного множества для контроля точности обучения на каждом шаге (раунде) обучения позволяет существенно повысить точность предсказания (прогноза). Приведены кривые обучения для исследуемых вариантов декомпозиции обучающей выборки и величины параметров оценки качества прогнозных моделей.

Ключевые слова: нейросетевой метод прогнозирования курса ценных бумаг, декомпозиция обучающей выборки.

1. Основные понятия

Ценная бумага – это документ, выпускаемый фирмами, финансовыми организациями, государством для получения дополнительного капитала.

Курс ценных бумаг (*Rate of securities*) – это цена ценных бумаг, по которой они продаются на вторичном рынке.

2. Постановка задачи

Имеется генеральная совокупность, определяющая временной ряд изменения курса некоторой ценной бумаги. Из генеральной совокупности выделена конечная обучающая выборка за определенное число торговых сессий (например, дней), которая, которая будет использоваться для прогнозирования курса

ценной бумаги на конечной число торговых сессий вперед. На основе обучающей выборки может быть синтезирован регрессор вида $R:X \rightarrow Y$.

где $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\} = \{\text{Open}(t), \text{High}(t), \text{Low}(t), \text{Close}(t)\}$,

$Y = \{y_1, y_2, y_3, y_4\} = \{\text{Close}(t+1), \text{Close}(t+2), \text{Close}(t+3), \text{Close}(t+4)\}$.

Здесь $\text{Open}(t)$, $\text{High}(t)$, $\text{Low}(t)$, $\text{Close}(t)$ – цена открытия сессии, максимальная, минимальная и цена закрытия сессии, например, торгового дня t .

На рисунке 1 приведена структура обучающей выборки с учетом лага на 4 дня вперед.

№	t	X				Y			
		Open(t)	High(t)	Low(t)	Close(t)	Close(t+1)	Close(t+2)	Close(t+3)	Close(t+4)
1	20.09.2022	243,99	244,74	241,1	243,25	243,73	242,65	240,82	240,87
2	21.09.2022	244,8	246,9	243,5	243,73	242,65	240,82	240,87	239,1
3	22.09.2022	243,52	244,72	242,1	242,65	240,82	240,87	239,1	236,1
4	23.09.2022	242	242,64	240	240,82	240,87	239,1	236,1	234,5
5	24.09.2022	241,75	243,5	239,2	240,87	239,1	236,1	234,5	238,18
6	25.09.2022	241,18	242,28	238,4	239,1	236,1	234,5	238,18	238,91
7	26.09.2022	239,87	241,37	236	236,1	234,5	238,18	238,91	233,9
8	27.09.2022	236,78	239,3	234,1	234,5	238,18	238,91	233,9	231,94
9	28.09.2022	236	239,34	236	238,18	238,91	233,9	231,94	228,88
10	29.09.2022	238,09	240,39	237,1	238,91	233,9	231,94	228,88	233,25
11	30.09.2022	238	239,17	233,6	233,9	231,94	228,88	233,25	234,96
12	01.10.2022	232,96	235,32	231,9	231,94	228,88	233,25	234,96	237
13	02.10.2022	233,01	234,24	227,7	228,88	233,25	234,96	237	237,88

Рис. 1. Начальный фрагмент обучающей выборки

Таким образом, объектом исследования является задача прогнозирования курса ценных бумаг.

Предмет исследования – проблема декомпозиции обучающей выборки.

Целью исследования является оценка влияния принципа разбиения обучающей выборки на обучающее, проверочное и тестовое множества на точность прогнозной модели.

3. Материал и методы исследования

Апробация фундаментальных основ и базовых методов исследования осуществлялась в системе символьной математики Wolfram Mathematica [2], являющейся одной из современных высокоуровневых систем машинного обучения и моделирования систем искусственного интеллекта.

На рисунке 2 представлены операторы, определяющие структуру используемой нейронной сети.

```
net = NetChain[{LinearLayer[15], BatchNormalizationLayer[],  
    [нейронная ... [линейный слой] [слой нормализации группы данных  
ElementwiseLayer[Ramp], LinearLayer[10], BatchNormalizationLayer[],  
    [слой, где заданная ... [значе... [линейный слой] [слой нормализации группы данных  
ElementwiseLayer[Ramp], LinearLayer[4]], "Input" → 4]  
    [слой, где заданная ... [значе... [линейный слой] [ввод пользователя  
NetGraph[net]  
[нейронная сеть, заданная графиком
```

Рис. 2. Задание структуры нейронной сети

Рисунок 3 представляет таблицу основных компонентов нейронной сети.

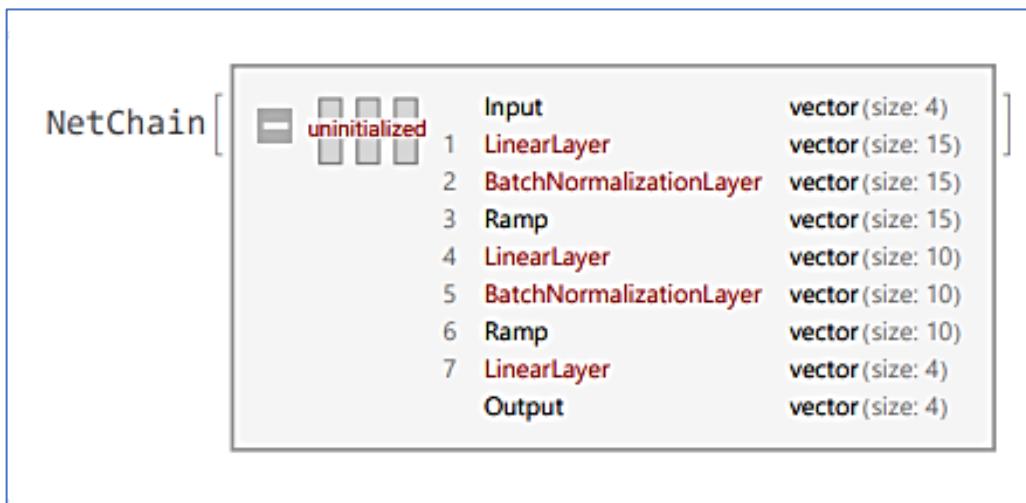


Рис. 3. Основные компоненты нейронной сети

В результате вычислительных экспериментов была синтезирована оптимальная топология (структура) искусственной нейронной сети, в которой входной слой содержит 4 нейрона, соответствующие $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$, выходной 4 нейрона – $Y = \{y_1, y_2, y_3, y_4\}$. Нейронная сеть состоит из 3 линейных (скры-

тых) слоев, предназначенных для вычисления скалярного произведения величины входных сигналов на веса соответствующих связей. В этих скрытых слоях 15, 10 и 4 нейрона соответственно. В качестве функции активации используется «рампа» (рис. 4).

$$Ramp(x) = \frac{x + |x|}{2}$$

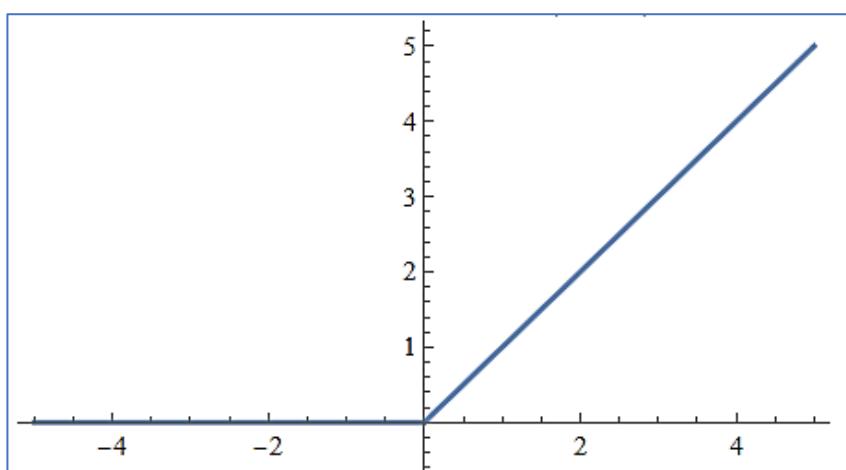


Рис. 4. График функции активации

Применяются два слоя нормализации данных (по среднему значению и дисперсии).

График используемой в исследовании нейронной сети представлен на рисунке 5.

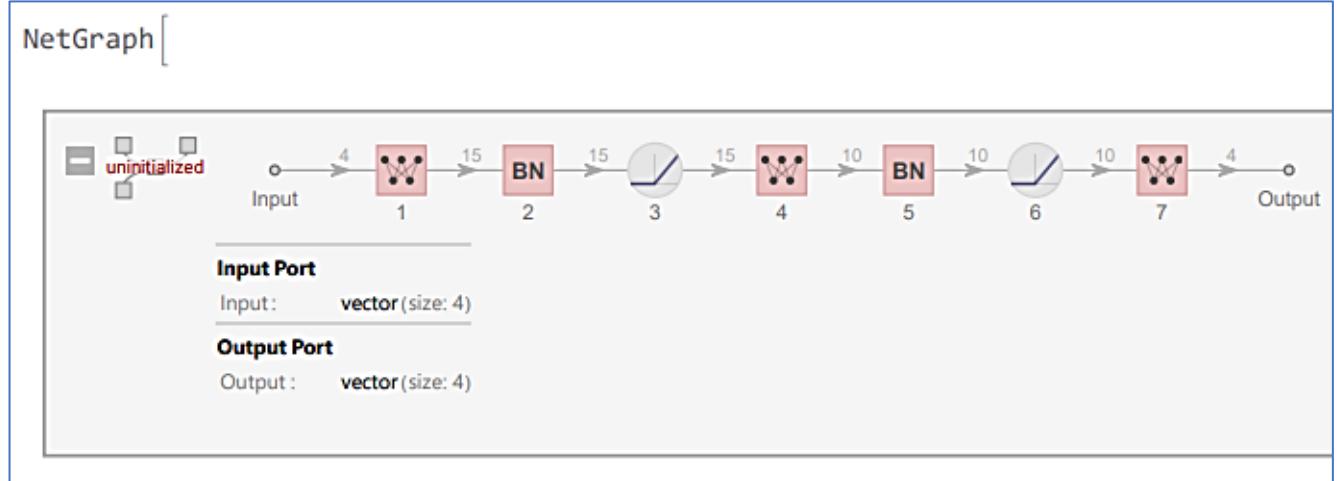


Рис. 5. Граф нейронной сети

Для оценки точности обучения модели использовались величины RMSE – Root Mean Squared Error и MAPE – Mean Absolute Percentage Error [3, 4]. На рисунке 6 приведены

соответствующие формулы для расчета этих показателей в системе (символьной математики) Wolfram Mathematica.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (y[i, j] - \xi[i, j])^2}{mn}}$$

$$\text{MAPE} = \text{PercentForm}\left[\frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{|y[i, j] - \xi[i, j]|}{y[i, j]}}{mn}\right]$$

Рис. 6. Формулы точечных оценок ошибок обучения

В этих формулах y и ξ – точное и расчетное значение выходного сигнала. Отметим, что использование в исследовании системы символьной математики позволяет писать программу вычислений в терминах формального математического языка без использова-

ния традиционных операторов языка программирования.

4. Основные результаты и их обсуждение

4.1. Реализация процесса обучения нейронной сети

Простейшие операторы обучения нейронной сети представлены на рисунке 7.

```
trainedNet = NetTrain[net, x → y, All, LossFunction → MeanSquaredLossLayer[],
    Тренировать нейронную ... [все] [функция потерь] [слой для рассчета средней абсциссы]
    TrainingProgressMeasurements → "StandardDeviation"]
    Измерения прогресса обучения [стандартное отклонение]
```

Рис. 7 Задание параметров обучения нейронной сети

В данном случае обучение контролируется величиной стандартного отклонения. На рисунке 8 представлен типовой график измене-

ния стандартного отклонения в процессе обучения сети.

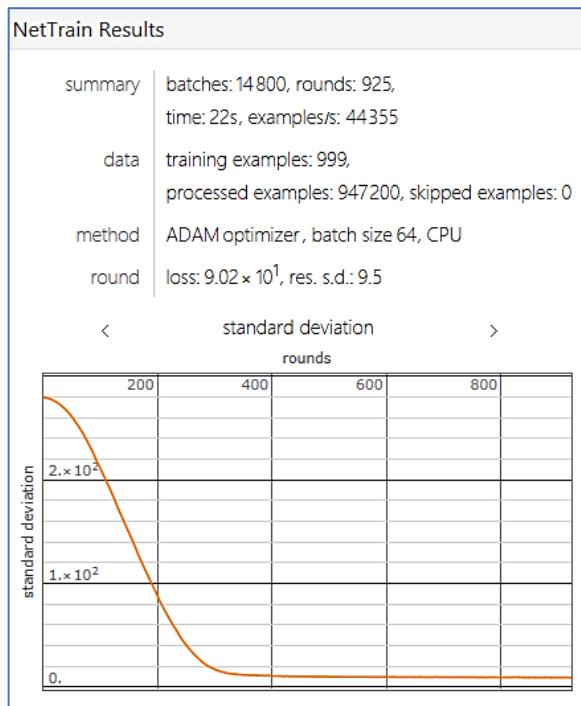


Рис. 8. Изменение стандартного отклонения

Использовался оптимизатор ADAM [5, 6], который по праву считается эталоном в машинном обучении.

4.2. Сравнение методов декомпозиции обучающей выборки

Результаты обучения сети при разбиении обучающей выборки на обучающее и тестовое множества представлены на рисунке 9. В данном случае проверочное множество не выделялось.

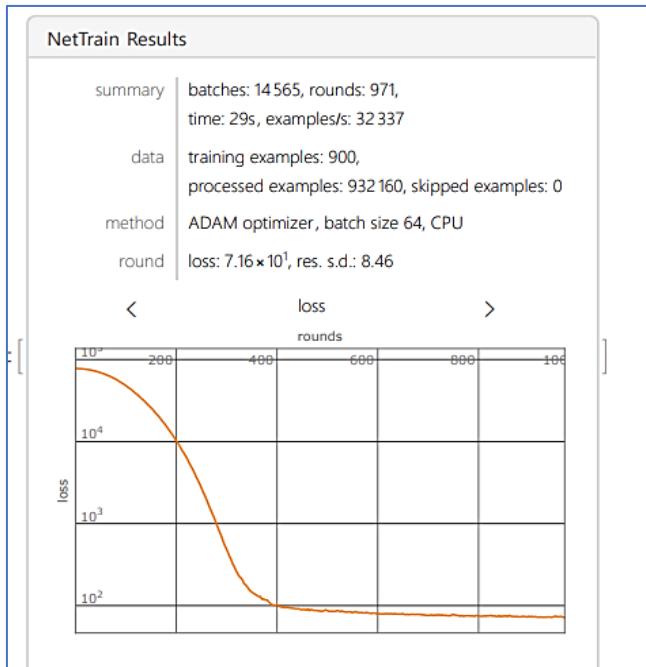


Рис. 9. Изменение ошибки обучения

Результаты обучения на обучающем и проверки на тестовом множестве (которое взято из обучающей выборки, но в процессе обучения не использовалось) приведены в таблице.

В этом варианте величины RMSE и MAPE для обучающего и тестового множеств примерно равны.

Таблица. Результаты сравнения

Декомпозиция обучающей выборки	Показатель	
	RMSE	MAPE%
Обучающее множество	16.1	4.0%
Тест	16.4	4.4%
Обучающее множество с выделением проверочного	8.3	2.2%
Тест	7.8	2.1%

При выделении из обучающей выборки проверочного множества, которое используется для контроля обучения на каждом этапе (раунде) величины ошибок обучения умень-

шаются практически в два раза (см. таблица). На рисунке 10 приведены кривые обучения отдельно для обучающего и проверочного множеств.

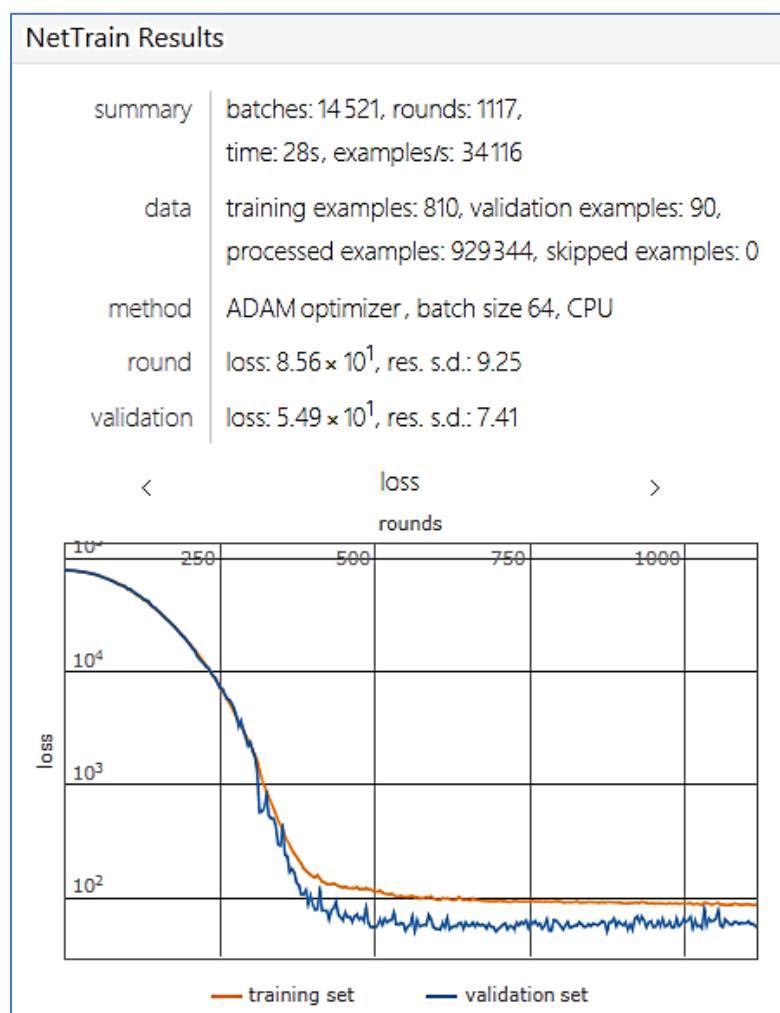


Рис. 10. Кривые обучения для обучающего и проверочного множеств

Заключение

Предложена базовая постановка задачи прогнозирования курса ценных бумаг на основании обучающей выборки за предыдущие торговые сессии. Исследованы варианты оптимальной декомпозиции обучающей выборки на конкретно обучающее, проверочное и тестовое множества. Отработана методика синтеза нейросетевого регрессора. Приведена оптимальная структура используемой искус-

ственной многослойной нейронной сети. Проведена практическая апробация методологических принципов синтеза системы прогнозирования курса ценных бумаг в системе символьной математики Wolfram Mathematica. Представлены итоговые результаты аналитического сравнения вариантов декомпозиции обучающей выборки по критерию ее влияния на точность оценок прогнозирования.

Библиографический список

1. Ким Н.Г. Понижение размерности обучающей выборки при решении задачи прогнозирования с помощью многослойной нейронной сети / Н.Г. Ким // Лучшая исследовательская статья 2021: сборник статей II Международного научно-исследовательского конкурса, Петрозаводск, 01 ноября 2021 года. – Петрозаводск: Международный центр научного партнерства «Новая Наука», 2021. – С. 272-277. – DOI 10.46916/08112021-3-978-5-00174-363-7. – EDN UPNJUS.
2. Русскоязычная версия WOLFRAM. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.wolfram.com/russian/?source=frontpage-stripe>.
3. Common Evaluation Metrics (MAE, MSE, RMSE, MAPE). – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://apxml.com/courses/time-series-analysis-forecasting/chapter-6-model-evaluation-selection/evaluation-metrics-mae-mse-rmse>.
4. Меры оценки качества регрессионных прогнозов. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://deeplearning.ru/docs/Machine-learning/Regression-evaluation/Regression-evaluation-metrics?ysclid=mcdyil8qe4373105814>.
5. Адам Оптимизатор. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.ultralytics.com/ru/glossary/adam-optimizer>.
6. ADAM: A METHOD FOR STOCHASTIC OPTIMIZATION. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1412.6980.pdf>.

DECOMPOSITION OF THE TRAINING SET IN THE TASK OF FORECASTING THE PRICE OF SECURITIES

N.S. Vashakidze, Senior Lecturer

G.V. Filippova, Senior Lecturer

N.L. Rausch, Senior Lecturer

G.S. Osipov, Doctor of Technical Sciences, Professor

Sakhalin State University

(Russia, Yuzhno-Sakhalinsk)

Abstract. Basic fundamentals of setting the classic problem of forecasting the exchange rate of securities is presented. A training sample was built, consisting of the opening price of the trading session, the maximum and minimum prices and the closing price of the trading session. To build the forecast, the closing prices of the session for 4 stages (trading day) ahead were used. Wolfram Mathematica, a modern machine learning environment for artificial intelligence systems, was chosen as a tool. An optimal structure of a multilayer artificial neural network is built, containing three hidden layers and two data normalization layers. The analytical comparison of the results of predicting the price of securities using only the training set is made, followed by checking on the test set with the version of the complete decomposition of the training set into the training, test and test sets. Evidence has been obtained that the use of a test set to control the accuracy of training at each training step (round) can significantly increase the accuracy of prediction. The training curves for the studied variants of the training set decomposition and the values of the predictive models quality assessment parameters are given.

Keywords: neural network method for predicting the exchange rate of securities, decomposition of the training set.