



Л.А. Городецкая, А.В. Гайдель

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КУРСА АКЦИЙ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

(Самарский университет)

Прогнозирование цен на акции изучается во многих сферах и является актуальной проблемой, например, в трейдинге, программировании, финансах и статистике. Возможность предсказывать цены на финансовых рынках и возможность прогнозирования доходности интересуют и теоретиков, и практиков. Такие предсказания применяются для уменьшения риска и получения максимальной прибыли. Они производятся на основе исторической рыночной информации. Методология регрессионного анализа - ценный, универсальный исследовательский инструмент.

Существуют два основных метода для прогнозирования цен акций: фундаментальный и технический анализ. Второй используется при применении методов машинного обучения. Регрессионный анализ старается прогнозировать дальнейшие события путём анализа предыдущего опыта, находя неявные связи в исходных данных. Он улучшает аналитическую поддержку принятия решений и повышает их обоснованность. Линейная регрессия – одна из важнейших и широко используемых техник регрессии. Её достоинством является лёгкость интерпретации результатов.

В основе линейной регрессии лежит использование динамических рядов. Проблематика их использования для прогнозных расчетов достаточно широко освещена в современной литературе [1, 2, 3, 4 и др.] Однако исследование временных рядов в финансовой сфере имеет свои особенности. В частности, как справедливо отмечается в работе [7], финансовым временным рядам свойственны шум и нестационарность.

Целью работы является создание алгоритмов, основанных на анализе финансовых временных рядов и методов линейной регрессии, для прогнозирования курсов акций.

В качестве информационной базы анализа были использованы данные сервиса `finance.yahoo.com`. Мы предсказывали данные за 2019 год с помощью линейной регрессии, строя предсказание по пяти предыдущим дням, а потом сравнивали их с реальными данными и находили для них MAE (Mean Absolute Error), MSE (Root Mean Squared Error), R^2 (R Squared using built-in function). Для создания моделей мы использовали язык программирования Python и библиотеку `sklearn`.

В первой модели мы в качестве параметра X берём номера дней, по которым делается предсказание, а в качестве Y – цену в эти дни. Результат работы программы иллюстрирует таблица 1 и рисунок 1.



Таблица 1 – Результаты работы первой модели для акций
различных компаний

Компания	Тикер	Число дней	R ²	MAE	MSE
Tesla	TSLA	5	0.933	9.851	13.581
Apple	AAPL	5	0.980	3.667	4.713
Intel	INTC	5	0.911	0.967	1.289
IBM	IBM	5	0.787	1.880	2.529
AMD	AMD	5	0.933	1.084	1.480

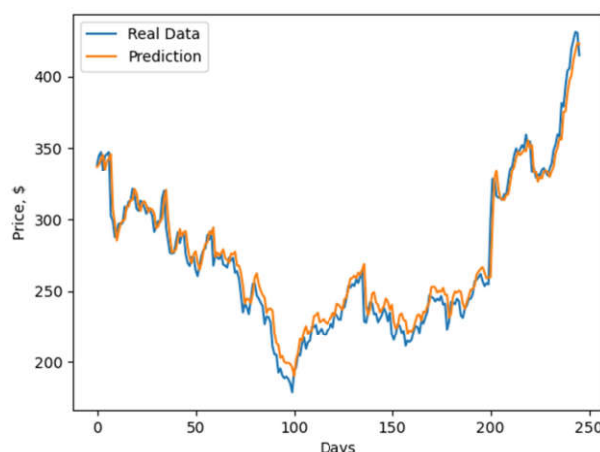


Рис. 1. Предсказание курса акций компании Тесла, полученное с помощью программы, восстанавливающей линию тренда

Далее мы решили использовать более сложную модель. В этой «умной» модели в качестве параметра X берём массив цен закрытия за дни, по которым мы предсказываем, в качестве Y – цену закрытия на следующий день. Результат работы этой программы можно увидеть в таблице 2 и на рисунке 2.

Таблица 2 – Результаты работы второй модели для акций
различных компаний

Компания	Тикер	Число дней	R ²	MAE	MSE
Tesla	TSLA	5	0.962	7.550	10.098
Apple	AAPL	5	0.991	2.365	3.167
Intel	INTC	5	0.959	0.641	0.879
IBM	IBM	5	0.899	1.197	1.745
AMD	AMD	5	0.972	0.681	0.950

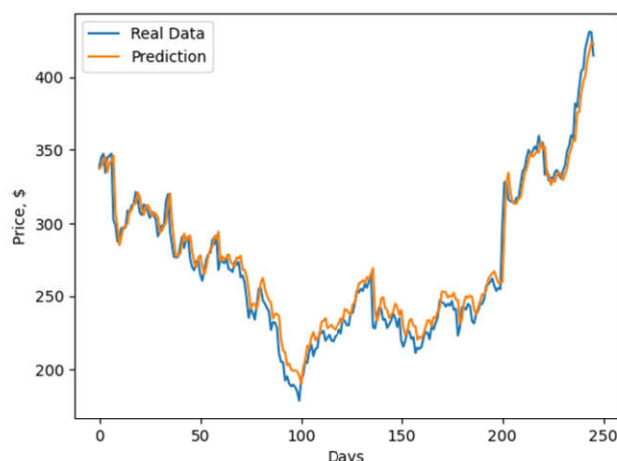


Рис. 2. Предсказание курса акций компании Тесла, полученное с помощью «умной» модели

Таким образом, можно заметить, что «умная» линейная регрессия работает лучше, чем та, которая просто восстанавливает линию тренда.

Также мы варьировали количество дней, которые мы используем для предсказания, анализировали, как от этого изменяется качество прогноза. Рисунок 3 и рисунок 4 иллюстрируют эти изменения для первой и второй модели соответственно.

В таблицах 3 и 4 можно увидеть оптимальное количество дней для предсказания для различных компаний.

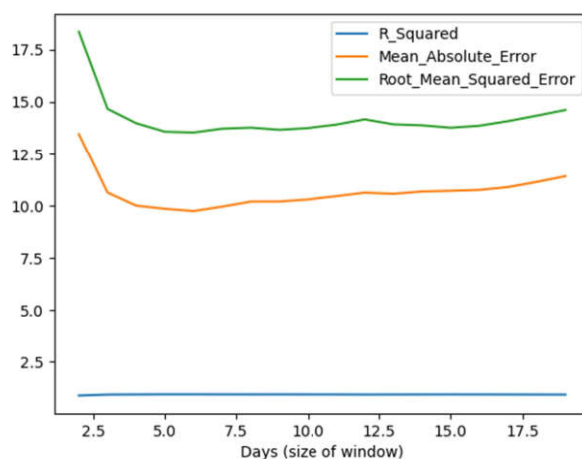


Рис. 3. Изменение качества предсказания первой модели для акций Тесла в зависимости от количества дней, которые берём для прогноза

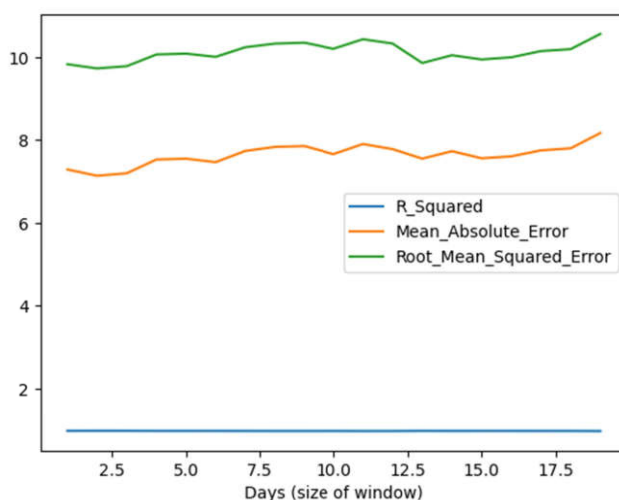


Рис. 4. Изменение качества предсказания второй модели для акций Тесла в зависимости от количества дней, которые берём для прогноза

Таблица 3 – Оптимальное количество дней для предсказания по первой модели для акций различных компаний

Компания	Тикер	R ²	MAE	MSE
Tesla	TSLA	6	6	6
Apple	AAPL	8	9	8
Intel	INTC	5	5	5
IBM	IBM	5	6	6
AMD	AMD	11	11	14

Таблица 4 – Оптимальное количество дней для предсказания по первой модели для акций различных компаний

Компания	Тикер	R ²	MAE	MSE
Tesla	TSLA	2	2	2
Apple	AAPL	3	6	3
Intel	INTC	4	4	4
IBM	IBM	1	15	15
AMD	AMD	3	4	4

В работе было рассмотрено использование экономико-статистических методов при анализе и прогнозировании на финансовых рынках. Решены две задачи с использованием алгоритмов линейной регрессии. В первой модели в качестве параметра X берутся номера дней, по которым делается предсказание, во второй – массивы цен закрытия по тем дням, по которым осуществлялся



прогноз (в данном исследовании берутся массивы из пяти дней). Мы сделали вывод, что вторая модель делает более точные предсказания котировок для всех рассмотренных акций. Эта модель делает более качественный прогноз. Например, стоимость акций компании Intel в среднем предсказывается с ошибкой в 0,64 \$. Также мы определили оптимальное количество дней для предсказания с помощью обеих моделей котировок некоторых компаний. Так например, для компании Intel оптимальный размер окна (size window) составил 5 дней для первой модели и 4 дня для второй.

Литература

1. Афанасьев В.Н., Юзбашев М.М. Анализ временных рядов и прогнозирование: Учебник. — М.: Финансы и статистика, 2001.
2. Анализ временных рядов. Учебно-методическое пособие. Белгород 2017 / Составители: Ерина Т.А., Кузьмичева Т.Г.
3. Кизбикенов, К. О. Прогнозирование и временные ряды [Электронный ресурс] : учебное пособие / К. О. Кизбикенов. – Барнаул : АлтГПУ, 2017.
4. Карпенко Н.В. Эконометрика. Анализ и прогнозирование временного ряда: Учебное пособие. – М.: РУТ (МИИТ), 2018
5. Omer Berat Sezera, M. Ugur Gudeleka, Ahmet Murat Ozbayoglu/ Financial Time Series Forecasting with Deep Learning : A Systematic Literature Review: 2005-2019
6. Imad Bou-Hamad, Ibrahim Jamali/ Forecasting Financial Time-Series Using Data Mining Models: A Simulation Study
7. Chi-Jie Lu, Tian-Shyug Lee, Chih-Chou Chiuc/ Financial time series forecasting using independent component analysis and support vector regression

Е.В. Гурлина

РАЗРАБОТКА МЕТОДА ВЫЯВЛЕНИЯ ТЕКСТУРНЫХ СВОЙСТВ ЗАДАННЫХ КЛАССОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПРИЗНАКОВ ХАРАЛИКА

(Самарский университет)

Введение

Текстура – важное составляющее для визуального восприятия человека. Это особенность, которую следует учитывать при обращениях к хранилищам изображений.

Для описания текстуры ввели понятие текстурных признаков. Их вычислениями занимался Роберт М. Харалик, который в 1973 году придумал метод, основанный на составлении специальных матриц.