

УДК 336.761.6

Применение связки ARMA-GARCH моделей для прогнозирования динамики доходности биткоина

Хорин Роман Андреевич

Студент,

Санкт-Петербургский государственный университет,
199034, Российская Федерация, Санкт-Петербург, Университетская набережная, 7/9;
e-mail: r.khorin@gmail.com

Аннотация

Целью работы являлась разработка модели, позволяющей спрогнозировать динамику доходности биткоина. По сравнению с существующими подходами, предполагалось, что данная модель будет более точно описывать динамику изменений, следовательно, она может быть использована в торговле с меньшим риском, чем прочие аналоги. В работе были проанализированы несколько существующих подходов, а именно применение регрессионных моделей и моделей векторной авторегрессии. Далее была определена методология разработки связки ARMA-GARCH, выбраны спецификации моделей и построен прогноз. По результатам исследования было выявлено, что величина коридора волатильности для заданного уровня значимости выходит за рамки нормальных значений, следовательно, точность модели не выше, чем у существующих аналогов. В работе было рассмотрено четыре подхода к прогнозированию динамики таких показателей биткоина, как цена, доходность и волатильность. Тем не менее, разработать более эффективный инструмент прогнозирования не удалось – предложенная связка ARMA-GARCH моделей обладает чрезмерно широким коридором волатильности, несмотря на точное описание движения цены и доходности.

Для цитирования в научных исследованиях

Хорин Р.А. Применение связки ARMA-GARCH моделей для прогнозирования динамики доходности биткоина // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2018. Том 8. № 5А. С. 143-150.

Ключевые слова

ARMA-модели, GARCH-модели, рынок криптовалют, биткоин, прогнозирование доходности.

Введение

В последние несколько лет рынок криптовалют находится в центре внимания как общественности, так и профессиональных трейдеров. Внимание настолько велико, что способно влиять на динамику ее цены [Kristoufek, 2013]. Учитывая высокую волатильность рынка, многие модели прогнозирования, традиционно применяемые при анализе других финансовых активов, могут оказаться неэффективными или использоваться с ограничениями. В данной работе будут рассмотрены несколько существующих подходов к прогнозированию на рынке криптовалют, а также предложен альтернативный вариант прогнозирования доходности биткоина.

Основная часть

Одним из примеров использования регрессионных моделей для прогнозирования цены биткоина является работа A. Hayes [Hayes, 2014], посвященная проверке гипотез через кросс-секционную математическую модель. В работе представлена регрессия с использованием перекрестного набора данных, состоящего из 66 торгуемых криптовалют, являющихся альткоинами, то есть криптовалютами, созданными после биткоина с целью исправить его технические недостатки. Сама модель была создана с целью проверки ряда гипотез о влиянии факторов на цену криптовалюты. По итогам исследования, Hayes подтвердил гипотезы о влиянии объема вычислительных мощностей, числа альткоинов, добытых в минуту и использование алгоритма Scrypt на цену альткоина [Garcia et al., 2015]. Данную модель можно рассматривать в том числе как инструмент прогнозирования цены криптовалюты. Результаты, полученные A. Hayes, говорят о работоспособности модели. Однако факторов, выявленных ученым явно недостаточно для описания высокой волатильности биткоина. Если следовать логике модели, с планомерным ростом объема вычислительных мощностей и числа токенов, добытых в минуту, цены криптовалюты должна расти. Однако в действительности можно наблюдать ситуации на рынке, когда при росте данных факторов цена криптовалюты может падать или колебаться без видимой корреляции с динамикой изменений факторов. Следовательно, применять данную модель в торговле имеет смысл только с большими ограничениями.

Еще одним примером является применение модели векторной авторегрессии, предложенной D. Garcia, F. Schweitzer [Ананьев, Митин, 2013]. В предшествующей работе D. Garcia и ряд других ученых доказали наличие зависимости между объемом поисковых запросов в интернете по тематике криптовалют, активностью в соц. сетях по той же тематике и ценой биткоина [Магнус и др., 2004]. Развивая полученные результаты, группа ученых дополнила модель и применила ее в торговой стратегии. В работе был использован фреймворк, использующий ряд экономических и социальных сигналов, связанных с основными агентами рынка. Схематично работа фреймворка отражена на рисунке 1.

Дальнейший анализ показал, что из всех сигналов только валентность, поляризация (оба – эмоциональные сигналы) и объем торгов оказывают значимые эффекты на цену биткоина [Garcia, Schweitzer, 2015; Kristoufek, 2013]. Эти переменные были выбраны для применения четырех торговых стратегии (по одной – на каждый показатель и одна – комбинированная), которые были сопоставлены с традиционными аналогами. Все стратегии, предложенные учеными, оказались более эффективными чем традиционные. Более того, комбинированная стратегия, сочетающая в себе динамику показателей валентности, поляризации и объема

продаж, показала наилучший результат. Для проверки результата ученые оценили, при каких торговых издержках стратегия становится безубыточной. Было определено, что при условии принудительного закрытия торговых позиций в конце дня, безубыточный уровень торговых издержек составит 0,10%, что является типичными высокими издержками для большинства торговых платформ. Таким образом, несмотря на доказанную эффективность модели, ее применение является риском для трейдера.

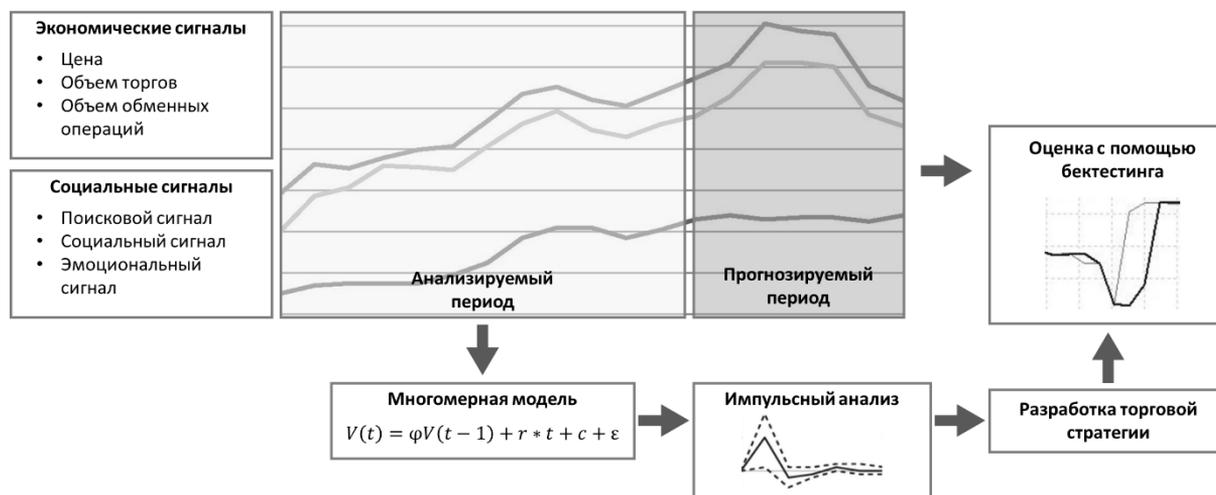


Рисунок 1 – Схематическое изображение фреймворка для анализа социальных и экономических сигналов, а также для построения и оценки торговых стратегий

Кроме того, для прогнозирования динамики финансового актива можно использовать модели GARCH, которые позволяют определить волатильность актива. Волатильность – финансовый показатель, характеризующий тенденцию к разбросу значений временного ряда, например, рыночной цены или доходности, изменяющийся во времени. Волатильность является важнейшим финансовым показателем и понятием в управлении финансовыми рисками, где представляет собой меру риска использования финансового инструмента за заданный промежуток времени [Hull, 2003, 79]. Одним из вопросов, возникающих при попытке прогнозирования данным способом, является проблема выбора спецификации ARCH-модели. От спецификации зависит точность расчетов, но при этом чем сложнее спецификация, тем сложнее проводить вычисления. В работе М. А. Ананьева и Н. А. Митина доказывается, что использование GARCH (1, 1) является универсальным и точным способом прогнозирования волатильности на финансовых рынках [Ананьев, Митин, 2013]. Учитывая, что ученые рассматривали только четыре спецификации ARCH, не беря во внимания прочие модели, в данной работе этот тезис был поставлен под сомнение. Для выбора спецификаций ARCH будут сопоставлены четыре варианта, отличные от предложенных в работе ученых.

В качестве альтернативы в данной работе было принято решение рассмотреть связку из ARMA-GARCH моделей. Примечательно, что данные модели стали популярны во второй половине 80-х и в 90-х годах и использовались для анализа волатильности на финансовых рынках [Магнус и др., 2004, 311]. Следовательно, применение моделей для котировок биткоина является логически обоснованным. Было решено построить прогноз для 10 последних значений доходности биткоина с помощью ARCH-модели, а также определить волатильность для заданного периода, полученную через одну из спецификаций GARCH, и сравнить их с реальным

движением котировок. Для исследования использовались двухдневные данные котировок биткоина с 17 августа 2010 года по 26 февраля 2018 года. Для сравнения результатов прогноза модели ARMA с реальными данными используются информационные критерии [Подкорытова, Соколов, 2016, 134] и статистики, предложенные в работе Н.А. Ананьева и М.А. Митина. Для выбора спецификации GARCH будут использоваться только информационные критерии.

Среди всех вариантов ARMA наиболее точными оказались модели с 1, 2 и 3 лагом, только с 1 лагом и с 1, 2, 3 и 5 лагом. Для них были рассчитаны статистики и информационные критерии. Результаты по статистическим критериям представлены в таблице 1:

Таблица 1 – Значения статистических критериев для трех спецификаций модели ARMA (1, 1)

Критерий	ARMA (1, 1) с лагами 1, 2, 3	ARMA (1, 1) с лагом 1	ARMA (1, 1) с лагами 1, 2, 3, 5
MSPE1 x 1000	0,01020	0,00939	0,01140
MSPE2 x 1000	1,70040	2,99677	3,38176
R2LOG	2,35637	3,32127	1,36305
QLIKE	34,00306	40,09608	57,32829
PSE	7,38957	10,58305	25,04654
MAD1 x 1000	2,55321	2,45138	2,73057
MAD2	0,03654	0,04865	0,05203

Критерии трактуются следующим образом: чем меньше значение относительно других моделей, тем точнее выбранная модель. По данным таблицы видно, что модель с лагами 1, 2 и 3 более точная по сравнению с остальными. Это показывают четыре критерия из семи, притом, что оставшиеся критерии нельзя однозначно трактовать в пользу одной или другой спецификации.

Для большей достоверности модели были сопоставлены по информационным критериям. Значения критериев представлены в таблице 2:

Таблица 2 – Сравнение моделей ARMA (1, 1) по информационным критериям

Модель	Крит. Шварца	Крит. Акаике	Крит. Хеннана-Куинна
ARMA (1, 1) с лагами 1, 2, 3	-5046,735	-5067,611	-5059,797
ARMA (1, 1) с лагом 1	-5013,853	-5042,367	-5038,468
ARMA (1, 1) с лагами 1, 2, 3, 5	-5064,134	-5089,335	-5071,193

Чем меньше значение информационных критериев, тем качественнее модель. В данном случае модель с четырьмя лагами имеет наименьшие показатели. Скорее всего, это вызвано правилом, когда большее количество включенных в модель регрессоров увеличивает ее точность, что косвенно видно по показателю R-квадрат, и, в данном случае, по информационным критериям. Однако расхождение в критериях между моделями незначительно. Поэтому, принимая во внимания рассчитанные статистики, для построения прогноза была выбрана модель с лагами 1, 2 и 3.

Следующим этапом исследования стало прогнозирование коридора волатильности для доходности. В качестве спецификаций были рассмотрены GARCH (1, 1), EGARCH (1, 1), GJR-GARCH (1, 1) и TS-GARCH (1, 1). В моделях использовались 1, 2 и 3 лаги, так как с таким набором переменных была определена наиболее точная модель ARMA. По результатам исследования было выявлено, что модель GJR-GARCH не может быть использована ввиду

незначимости одной из переменных. Тем не менее, остальные модели оказались значимыми, их сравнение по информационным критериям представлено в таблице 3:

Таблица 3 – Сравнение спецификаций моделей GARCH (1, 1) по информационным критериям

Модель	Крит. Шварца	Крит. Акаике	Крит. Хеннана-Куинна
GARCH (1, 1)	-5905,67118	-5936,97134	-5925,25422
EGARCH (1, 1)	-5367,99152	-5404,50849	-5390,83890
TS-GARCH (1, 1)	-5312,39924	-5363,69949	-5331,98270

Наименьшие значения критериев наблюдаются у модели GARCH (1, 1), а значит она наиболее точно, по сравнению с остальными моделями, описывает динамику волатильности доходности биткоина. Примечательно, что это подтвердило поставленную ранее гипотезу об эффективности простейшей спецификации GARCH по сравнению с более сложными аналогами. Для визуализации итогов исследования на рисунке 2 данная модель была совмещена с графиком прогноза доходности по модели ARMA (1, 1) с лагами 1, 2 и 3:

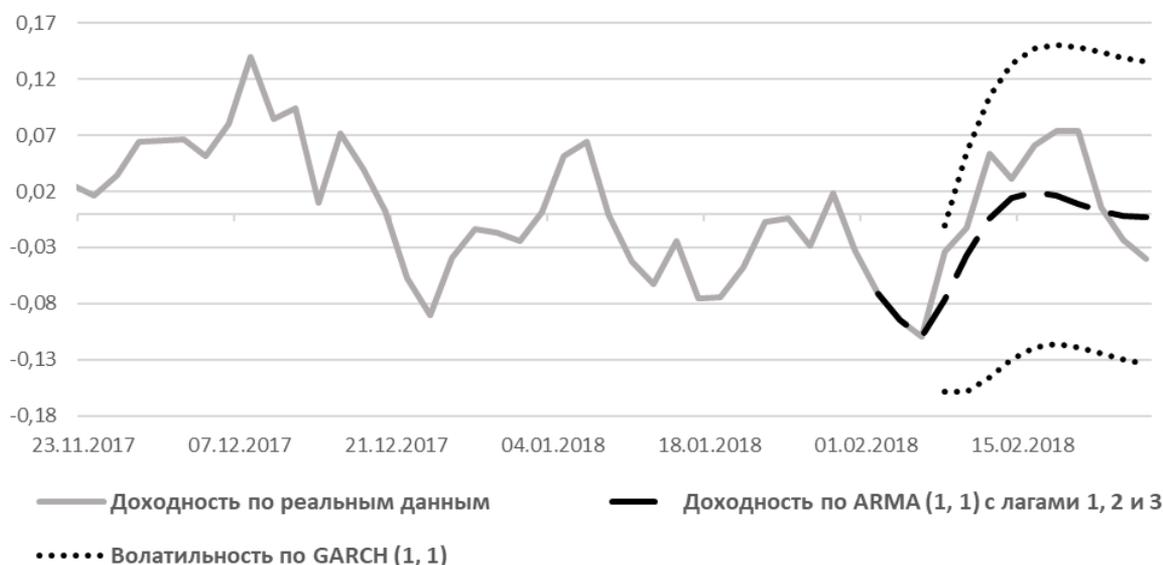


Рисунок 2 – Прогноз доходности биткоина с учетом коридора волатильности

Для более полной картины помимо визуальных итогов имеет смысл продемонстрировать результаты в табличном виде. В таблице 4 представлены числовые значения прогноза:

Таблица 4 – Числовые значения прогноза доходности биткоина с учетом коридора волатильности

Дата	Доходность по реальным данным	Доходность по ARMA (1, 1) с лагами 1, 2 и 3	Коридор волатильности (-)	Коридор волатильности (+)
08.02.2018	-3,35%	-7,69%	-15,83%	-1,06%
10.02.2018	-1,29%	-3,66%	-15,85%	5,50%
12.02.2018	5,37%	-0,37%	-14,55%	10,47%
14.02.2018	3,11%	1,46%	-12,99%	13,37%

Дата	Доходность по реальным данным	Доходность по ARMA (1, 1) с лагами 1, 2 и 3	Коридор волатильности (-)	Коридор волатильности (+)
16.02.2018	6,07%	1,96%	-11,92%	14,70%
18.02.2018	7,32%	1,60%	-11,59%	15,03%
20.02.2018	7,41%	0,91%	-11,86%	14,82%
22.02.2018	0,56%	0,26%	-12,41%	14,38%
24.02.2018	-2,34%	-0,17%	-12,97%	13,91%
26.02.2018	-3,99%	-0,33%	-13,40%	13,53%

Кроме того, была рассчитана прогнозируемая стоимость биткоина на основе полученных показателей доходности. Результат отображен на рисунке 3:

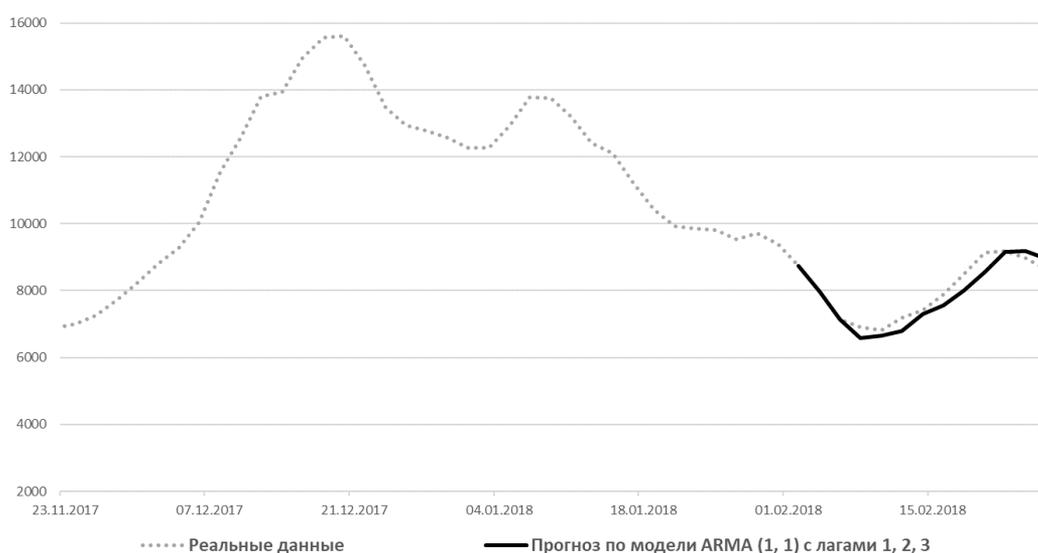


Рисунок 3 – Прогноз цены биткоина с использованием модели ARMA (1, 1) с лагами 1, 2, 3

Судя по рисунку 2, модель достаточно точно описывает динамику доходности. В частности, она смогла предсказать перелом тренда, произошедший 16 февраля. С другой стороны, модель не учла резкого скачка доходности за 10 – 14 февраля, показав лишь общую динамику. При этом прогноз цены биткоина показывает, что модель весьма точно описывает движение котировок. Однако главная сложность кроется в коридоре волатильности, представляющий собой прогноз на 95% доверительном интервале по модели GARCH (1, 1). Его границы выходят за рамки прошлых наблюдений доходности. Другими словами, коридор чрезмерно широк, с таким диапазоном модель сложно использовать в торговых стратегиях – есть высокий риск, что она не даст сколь бы то ни было правдивого результата.

Заключение

Таким образом, в работе было рассмотрено четыре подхода к прогнозированию динамики таких показателей биткоина как цена, доходность и волатильность. Тем не менее, разработать более эффективный инструмент прогнозирования не удалось – предложенная связка ARMA–GARCH моделей обладает чрезмерно широким коридором волатильности, несмотря на точное описание движения цены и доходности.

Библиография

1. Ананьев М.А., Митин Н.А. Сравнение линейных и нелинейных авторегрессионных моделей условной гетероскедастичности на примере доходности индекса. М., 2013. 25 с.
2. Магнус Я.Р. и др. Эконометрика. Начальный курс. М.: Дело, 2004. 576 с.
3. Подкорытова О.А., Соколов М.В. Анализ временных рядов. М.: Юрайт, 2016. 266 с.
4. Garcia D. et al. The Digital Traces of Bubbles: Feedback Cycles Between Socio-Economic Signals in the Bitcoin. Zurich, 2015. 28 p.
5. Garcia D., Schweitzer F. Social Signals and Algorithmic Trading of Bitcoin. Zurich, 2015. 19 p.
6. Hayes A. The Decision to Produce Altcoins: Miners' Arbitrage in Cryptocurrency. NY: The New School for Social Research, 2014. 7 p.
7. Hull J.C. Options, Futures, & Other Derivatives. Harlow: Pearson Education Limited, 2003. 754 p.
8. Kristoufek L. Bitcoin Meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the Relationship Between Phenomena of the Internet Era // Scientific Reports. 2013. № 3. P. 1-7.

Application of ARMA-GARCH binding models for forecasting the dynamics of bitcoin increase

Roman A. Khorin

Graduate Student,
Saint Petersburg State University,
199034, 7/9, Universitetskaya embankment, St. Petersburg, Russian Federation;
e-mail: r.khorin@gmail.com

Abstract

In the past few years, the crypto currency market has been the focus of attention for both the public and professional traders. Attention is so great that it can influence the dynamics of its price. The aim of the work was to develop a model that allows predicting the dynamics of yield of bitcoin. Compared with existing approaches, it was assumed that this model will more accurately describe the dynamics of changes; therefore, it can be used in trade with less risk than other analogues. Several existing approaches have been analyzed, namely the use of regression models and vector autoregression models. Further, the methodology for developing the ARMA-GARCH bundle was determined, model specifications were chosen and a forecast was constructed. According to the results of the research, it was revealed that the value of the volatility corridor for a given level of significance goes beyond the limits of normal values; therefore, the accuracy of the model is not higher than that of existing analogues. In the work, four approaches to forecasting the dynamics of such indicators of bitcoin as price, profitability and volatility were considered. Nevertheless, it was not possible to develop a more effective forecasting tool; the proposed bundle of ARMA-GARCH models has an excessively wide volatility corridor, despite a precise description of the movement of price and yield.

For citation

Khorin R.A. (2018) Primenenie svyazki ARMA-GARCH modelei dlya prognozirovaniya dinamiki dokhodnosti bitkoina [Application of ARMA-GARCH binding models for forecasting the dynamics of bitcoin increase]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 8 (5A), pp. 143-150.

Keywords

ARMA-models, GARCH-models, market of the cryptocurrency, bitcoin, forecasting of profitability.

References

1. Anan'ev M.A., Mitin N.A. (2013) *Sravnenie lineinykh i nelineinykh avtoregressionnykh modelei uslovnoi geteroskedastichnosti na primere dokhodnosti indeksa* [Comparison of linear and nonlinear autoregressive models of conditional heteroscedasticity by the example of index profitability]. Moscow.
2. Garcia D. et al. (2015) *The Digital Traces of Bubbles: Feedback Cycles Between Socio-Economic Signals in the Bitcoin*. Zurich.
3. Garcia D., Schweitzer F. (2015) *Social Signals and Algorithmic Trading of Bitcoin*. Zurich.
4. Hayes A. (2014) *The Decision to Produce Altcoins: Miners' Arbitrage in Cryptocurrency*. NY: The New School for Social Research.
5. Hull J.C. (2003) *Options, Futures, & Other Derivatives*. Harlow: Pearson Education Limited.
6. Kristoufek L. (2013) Bitcoin Meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the Relationship Between Phenomena of the Internet Era. *Scientific Reports*, 3, pp. 1-7.
7. Magnus Ya.R. et al. (2004) *Ekonometrika. Nachal'nyi kurs* [Econometrics. The initial course]. Moscow: Delo Publ.
8. Podkorytova O.A., Sokolov M.V. (2016) *Analiz vremennykh ryadov* [Time series analysis]. Moscow: Yurait Publ.