

DOI: 10.26794/2587-5671-2018-22-4-104-113

УДК 336.7(045)

JEL G14, G15

# Влияние тональности новостей на курс биткоина

**Е.А. Федорова,**

Финансовый университет,

Москва, Россия

<http://orcid.org/0000-0002-3381-6116>**К.З. Бечвая,**

Финансовый университет,

Москва, Россия

<https://orcid.org/0000-0001-5857-9068>**О.Ю. Рогов,**

Государственный научно-исследовательский институт

авиационных систем,

Москва, Россия

<https://orcid.org/0000-0001-9672-2427>

## АННОТАЦИЯ

Оценивается влияние эмоциональной тональности новостей о биткоине на его курс. В частности, исследуется, влияет ли индекс читабельности текста новостей на волатильность биткоина. Несмотря на то что чрезмерная волатильность угрожает биткоину не стать успешной валютой, многие ученые заинтересованы в детерминантах такой волатильности. Такие факторы, как спекулятивные инвестиции или внимание общества, являются драйверами изменчивости курса биткоина. В связи с этим вопрос исследования влияния новостей на курс биткоина является актуальным. Цель данной работы состоит в том, чтобы оценить влияние эмоциональной тональности новостей о биткоине на его курс. Эмпирическая база исследования довольно объемная, поскольку включает в себя более 1330 новостей из информационной базы Thomson Reuters за период с 19.08.2011 по 16.08.2016 г. по рынку биткоина. Методология исследования включает анализ тональности, проведенный с использованием словаря МакДональда и Лоугрэна, также проведен анализ взаимозависимости временных рядов на основе каузального анализа с применением теста Грэнджера на причинность.

В статье поставлены три гипотезы о влиянии новостей на курс биткоина. В ходе исследования получили подтверждение две из них. Доказана первая гипотеза о более значительном влиянии негативных новостей, чем позитивных с учетом пяти лагов. Вторая гипотеза о влиянии положительной тональности в новостях на курс в результате применения теста Грэнджера на причинность не подтвердилась, поскольку положительные значения данного теста были получены в двух лагах из пяти. Также была доказана третья гипотеза о том, что высокий индекс читабельности оказывает влияние на волатильность биткоина за весь изученный период с учетом всех пяти лагов. Таким образом, предположение о влиянии эмоционального освещения новостей на курс биткоина подтвердилось.

**Ключевые слова:** биткоин; криптовалюта; текстовый анализ; новости; анализ тональности новостей; цифровая валюта; влияние новостей; волатильность биткоина

**Для цитирования:** Федорова Е.А., Бечвая К.З., Рогов О.Ю. Влияние тональности новостей на курс биткоина. *Финансы: теория и практика*. 2018;22(4):104-113. DOI: 10.26794/2587-5671-2018-22-4-104-113



DOI: 10.26794/2587-5671-2018-22-4-104-113  
UDC 336.7(045)  
JEL G14, G15

# The Influence of the Tonality of News on the Exchange Rate of Bitcoin

**E.A. Fedorova,**

Financial University,  
Moscow, Russia

<http://orcid.org/0000-0001-5857-9068>

**K.Z. Bechvaya,**

Financial University,  
Moscow, Russia

<https://orcid.org/0000-0001-5857-9068>

**O. Yu. Rogov,**

State Research Institute of Aviation Systems,  
Moscow, Russia

[http://orcid.org/ orcid.org/0000-0001-9672-2427](http://orcid.org/orcid.org/0000-0001-9672-2427)

## ABSTRACT

The authors assess the impact of the emotional tonality of bitcoin news on its exchange rate. In particular, we studied the hypothesis of the impact of the readability index of the news text on the volatility of bitcoin. Despite the fact that excessive volatility threatens bitcoin not to become a successful currency, many scientists are interested in the determinants of such volatility. Factors such as speculative investments or the attention of the society are the drivers of the volatility of the exchange rate of bitcoin. In this regard, the question of studying the impact of news on the bitcoin exchange rate is relevant. The purpose of this paper is to assess the impact of the emotional tonality of bitcoin news on its exchange rate. The empirical base of the study was quite extensive since it includes more than 1330 news from the Thomson Reuters information base for the period from 19.08.2011 to 16.08.2016 on the bitcoin market. The research methodology includes the sentiment analysis conducted by using the dictionary MacDonald and Loughran and also the analysis of the interdependence of time series-based causal analysis using the test of Granger causation. We present three hypotheses about the impact of news on the bitcoin exchange rate. During the study, two of them were confirmed. We proved the first hypothesis that the negative news had a more significant impact than positive ones, taking into account the five time-lags. The second hypothesis about the impact of positive tonality in the news on the bitcoin exchange rate, using the Granger test for causation, was not confirmed, since the positive values of this test were obtained in two time-lags out of five. We can confirm that the third hypothesis was proved – the high readability index has an impact on the bitcoin volatility for the entire studied period, taking into account all five time-lags. Thus, the assumption about the impact of the emotional tonality of news on the bitcoin exchange rate can be confirmed.

**Keywords:** bitcoin; cryptocurrency; text analysis; news; sentiment analysis of news; digital money; news impact; bitcoin volatility

**For citation:** Fedorova E.A., Bechvaya K.Z., Rogov O. Yu. The influence of the tonality of news on the exchange rate of bitcoin. *Finansy: teoriya i praktika = Finance: Theory and Practice*. 2018;22(4):104-113. DOI: 10.26794/2587-5671-2018-22-4-104-113

## ВВЕДЕНИЕ

Технологические разработки меняют привычные нам системы. Криптовалюта как одна из технологических разработок представляет собой потенциальное изменение денежной системы. Биткоин — это цифровая валюта для обеспечения транзакций, созданная Сатоши Накамото более девяти лет назад. Однако он стал известен только в 2013 г., когда достиг исторического максимума, претерпевшего экспоненциальный рост. Согласно текущим исследованиям биткоин — чрезвычайно изменчивая валюта по сравнению с долларом, евро, фунтом стерлингов или йеной. Данная валюта не выдается ни одним конкретным Центральным банком или другим финансовым учреждением. Используется криптографический метод и программный алгоритм, который проводит децентрализованные транзакции, а также контролирует создание новых биткоинов. Таким образом, биткоин контролируется только самими биткоин-пользователями со всего мира. Такие факторы, как спекулятивные инвестиции или внимание общества, являются драйверами волатильности биткоина. В связи с этим вопрос исследования влияния новостей на курс биткоина является актуальным.

Стандартная экономическая теория не может адекватно описывать изменения в ценах на биткоин, и следует также учитывать краткосрочные спекулятивные инвестиционные стимулы или ожидания. Эти ожидания могут быть отражены в коллективных настроениях, что поднимает вопрос об измерении общественного настроения и изучении влияния тональности новостей на эволюцию курса биткоина.

До сих пор биткоин является самой популярной и широко распространенной цифровой валютой. Соответственно, возникает вопрос, связанный с прогнозированием ее курса. Мы считаем, что биткоин можно рассматривать как валюту, поэтому возникает интерес, какие могут быть факторы, оказывающие влияние на ее курс. Опираясь на изученную литературу, можно сказать, что это могут быть политические, экономические факторы, а также фундаментальные новости. Одним из перспективных направлений исследования является изучение влияния на курс биткоина тональности новостей, или новостной анализ. В рамках этого ставится цель работы — оценить влияние эмоциональной тональности новостей о биткоине на его курс.

Стоит подчеркнуть ряд инноваций данного исследования:

- текстовый анализ новостей в отношении биткоина исследовался по широкой эмпирической базе, включающей в себя новости за период с 19.08.2011 по 16.08.2016 г., представленные в базе Томсон Рейтерс;

- исследуется период с 19.08.2011 по 16.08.2016 г.;

- методология исследования включает оценку тональности новостей на основе использования современного словаря МакДональда и Лоугрэна\*, а также анализ взаимозависимости временных рядов на основе теста Грэнджера.

## ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Биткоин — это цифровая децентрализованная валюта, работающая в одноранговой сети. Биткоины генерируются в так называемом добывающем процессе, когда участники сети используют вычислительную мощность аппаратного обеспечения для решения сложных математических задач. В частности, биткоины являются «вознаграждением» за решение. Биткоинская «экономика» основана на технологии блокчейн.

Блокчейн можно рассматривать как одну общую публичную книгу или базу транзакций, записанных распределенным образом на серверах. Как следует из названия, он состоит из зашифрованных наборов данных, которые называются «блоками». Каждый блок содержит ссылку на предыдущий блок и ответ на сложную математическую задачу, которая служит проверкой содержащихся транзакций.

Биткоин был создан Сатоши Накамото в 2009 г. [1], но стал широко популярен в 2013 г., когда его цена увеличилась с нуля до исторического максимума — примерно в 1,100 долл. США. Популярность рассматриваемой валюты стала стимулом для изучения позиции биткоина в экономике и его перспективы стать глобальной валютой.

Влияние тональности новостей канала Twitter на курс биткоина рассматривалось и ранее в других исследованиях [2, 3]. Мы предполагаем, что эмоциональное освещение новостей влияет на курс биткоина.

Чтобы правильно оценить тональность новостей в качестве драйвера курса биткоина, необходимо учесть следующие две взаимосвязанные проблемы. Во-первых, биткоин разработан как цифровая валюта, но его можно рассматривать как инвестиции, и, согласно Ф. Вельде [4] или Д. Ермаку [5], как спекулятивные инвестиции. Во-вторых, необходимо использовать понятие чувствительности (настроения) из области поведенческих финансов. Соавторы Г. Капланский и Х. Леви [6] определяют настроения как любое неправильное восприятие, которое может привести к неправильной оценке фундаментальной ценности

\* Словарь и программный код авторства Макдональда и Лоугрэна для работы с «мешком слов». URL: <http://sraf.nd.edu/textual-analysis/> (дата обращения: 01.04.2018).

актива. В этом контексте волатильность биткоина подвергается влиянию тональности новостей из-за следующих причин: новое явление и ценообразование еще недостаточно изучено [7], требуются технические знания о криптографии и алгоритмах [8].

### ТРИ ГИПОТЕЗЫ ВЛИЯНИЯ НОВОСТЕЙ

На основе изучения литературы в нашем исследовании были поставлены следующие три гипотезы.

**Гипотеза 1.** *Негативная окраска новостей приводит к понижению курса биткоина.* С одной стороны, выдвигаемая нами гипотеза является стандартной. Действительно, негативное освещение котируемых акций компаний отрицательно влияет на их курс. Это подтверждается современными эмпирическими исследованиями. Однако мы предполагаем, что биткоин является финансовым активом и к нему применимы те же правила. Отрицательное влияние новостей с негативной тональностью на общественное мнение также подтвердили в своей работе Г. Питерс и С. Виванко [9]. Данный факт подтверждается и другими исследователями [10]. Из-за децентрализованной структуры курс биткоина зависит, в том числе, и от всеобщей паники. Социальные медиа как источник новостей оказывают значительное влияние на курс рассматриваемой валюты [11]. Поэтому новости с негативной окраской оказывают влияние на курс биткоина. В соответствии с общепринятой теорией негативные новости влияют больше, чем положительные.

**Гипотеза 2.** *Новости с положительной окраской оказывают менее значительное влияние на курс биткоина, чем негативные, но с учетом некоторого лага.* Согласно исследованиям в области новостного анализа инвесторы больше прислушиваются к негативным новостям, чем к положительным. Поэтому позитивные новости, конечно, влияют с некоторым лагом, но, вероятно, не так значительно, как негативные. Например, в 2013 г. биткоины были признаны легальной валютой в Германии. Новости такого характера с положительной тональностью вызвали рост курса. В исследовании Дж. Лютер и У. Солтер [12] подтверждается прямая взаимосвязь между положительными новостями и курсом, поскольку у стран со слабой банковской системой увеличивается интерес к биткоину после объявления подобных новостей. Увеличение положительной тональности в новостях ведет к повышению курса биткоина [6].

**Гипотеза 3.** *Индекс читабельности оказывает влияние на волатильность биткоина.* Данный вид коэффициента в ряде работ оценивался как один из элементов текстового анализа. Он оценивает качество текста с точки зрения легкости или трудности понимания. Читабельность текста позволяет сделать

информацию доступной и понятной для всех. Это показатель, позволяющий оценить успешность передачи информации достаточно большому количеству людей. Мы считаем, что он также является важным, потому что новости оказывают влияние на курс биткоина [13]. Биткоин получил огромное внимание со стороны средств массовой информации, данная цифровая валюта стала самой популярной и число людей, желающих приобрести ее, возросло. Высокие показатели удобочитаемости новостных текстов приводят к увеличению волатильности курса биткоина.

### МЕТОДОЛОГИЯ ИССЛЕДОВАНИЯ

#### Текстовый анализ

Чтобы определить, как новости влияют на курс биткоина, мы провели анализ тональности новостей, или “sentiment analysis”. Авторы исследования [14] определяют анализ тональности как область исследования, которая анализирует мнения людей, их чувства, эмоции, оценки и тональность в текстовом виде. Значение данного метода исследования активно возрастает, поскольку позволяет провести анализ большого объема данных в цифровой форме из различных источников текстовой информации.

В данной работе из источников текстовой информации, влияющих на курс биткоина, были выбраны новости из информационной системы Thomson Reuters на английском языке. Стоит отметить, что данное информационное агентство представляет наиболее полную и актуальную информацию о рынке в каждый момент времени [15].

Неструктурированные текстовые данные представляют множество проблем для проведения анализа — их нельзя легко структурировать и подготовить. В основе алгоритма отбора новостей в соответствии с их тональностью применяется кластерный анализ с использованием векторных моделей. За основу алгоритма классификации взят наивный байесовский классификатор — простой, практичный и в то же время мощный вероятностный классификатор. Чтобы классифицировать текст, необходимо определить категорию, к которой будет принадлежать пример, ранее не встречавшийся. Эти категории для элементов задаваемого обучающего множества являются известными. Для принятия либо отвержения поставленных гипотез применяется корпусный анализ текста новостей. В целях вычисления частоты слов в этом анализе используется отношение числа вхождений некоторого термина к общему числу слов новости. Итак, оценивается весовое положение слова в пределах отдельной новости или всех текстов новостей. Под значением «прямой частоты» принимают отношение

$$f_1(t, D) = \frac{N_{w_k}}{\sum_{w_i} N_{w_i}}, \quad k \in \mathbb{N}, i \in \mathbb{N}, \quad (1)$$

где  $N_{w_k}$  — есть число терминов  $t$  в документе  $D$ ; знаменатель — общее число слов в рассматриваемом документе.

Значение «обратной частоты» — это инверсия частоты (1), с которой некоторое слово встречается в исследуемом массиве новостей [16].

$$f_2(t, D) = \log \frac{|D|}{|D_i \in D| t \in D_i|}, \quad i \in \mathbb{N}, \quad (2)$$

где  $|D|$  — количество текстов (массива новостей);  $|D_i \in D| t \in D_i|$  — общее число документов  $D$ , в которых найден термин (при  $N_{w_k} \neq 0$ ).

Учет значений (2) снижает влияние слов широкого употребления в текстах. Для каждого уникального слова в рамках конкретного набора новостей существует одно значение IDF (Inverse Document Frequency).

Итак, влияние новостей на курс такой цифровой валюты, как биткойн, изучалось согласно определению тональности новостей. Использован распространенный инструмент определения тональности текста, который нашел широкое применение в анализе с помощью компьютерного зрения — «мешок слов» (от англ. *bag-of-words*). Методология исследования основана на технологии, разработанной МакДональдом и Лоугрэнном. В своей работе соавторы доказали преимущество комбинированного метода обучения с использованием специализированного словаря по сравнению с остальными инструментами текстового анализа [17]. В ряде работ была показана высокая эффективность метода сентимент-анализа новостей, базирующегося на статистике использованных слов в применении к обработке большого объема финансовых новостных блоков [18, 19]. Был составлен словарь из «положительных» и «отрицательных» новостей на основе линейной шкалы измерения тональности анализируемых терминов — словам с отрицательными (NEG), нейтральными (NEU) или позитивными (POS) тональностями. Для начала часть неструктурированного текста исследовалась с помощью инструментов и алгоритмов обработки естественного языка. Далее выделенные из этого текста объекты и термины анализировались для понимания значения этих слов. Тональность текста в данной статье классифицируется на позитивную, нейтральную и отрицательную.

Индекс читабельности FOG, или показатель сложности для прочтения, позволяет лучше проанализировать текст. Он довольно часто используется в исследованиях, посвященных текстовому анализу, так как

отражает степень сложности текста с точки зрения понимания читателем информации. Увеличение длины текста влияет на понимание читателем смысла — на прочтение и понимание длинного текста необходимо затратить больше усилий, что при прочих равных повышает сложность его восприятия [20].

### Тест причинности на основе Грэнджера

Тест, получивший название теста Грэнджера (от англ. *Granger causality test*), позволяет определить динамику взаимодействия, а также направление причинно-следственных связей между изучаемыми показателями. В основе теста Грэнджера лежат статистические тесты и использование линейных регрессионных моделей.

Сущность теста Грэнджера на каузальность заключается в следующем: переменная  $x$  каузальна по отношению к переменной  $y$  (обозначается  $x \rightarrow y$ ), если при прочих равных условиях значения  $y$  могут быть лучше предсказаны с использованием прошлых значений  $x$ , чем без них. Другими словами, должны выполняться одновременно два условия:

1. Переменная  $x$  должна значительно объяснять прогнозные значения другой переменной  $y$ .
2. Переменная  $y$  не должна значительно объяснить прогнозные значения другой переменной  $x$ .

Нулевая гипотеза заключается в одновременном равенстве нулю всех коэффициентов  $\beta$  — « $x$  не влияет на  $y$ » или « $x$  does not Granger Cause  $y$ ». Для тестирования гипотезы традиционно применяется тест F-Statistic и уровень значимости  $p$ . Альтернативная гипотеза « $y$  не влияет на  $x$ » тестируется аналогично — меняются местами  $x$  и  $y$ . Чтобы прийти к заключению и соответственно исследовать гипотезы о том, что  $x$  оказывает влияние на  $y$ , необходимо, чтобы гипотеза « $x$  не влияет на  $y$ » была отвергнута, а гипотеза « $y$  не влияет на  $x$ » — принята. Если нулевые гипотезы отвергаются, то тест показывает, что между переменными есть взаимосвязь. Если же эти гипотезы не отвергаются, то каузальная связь между переменными отсутствует.

Таким образом, каузальный анализ позволяет определить динамику взаимодействия, в частности направления причинно-следственных связей между изучаемыми показателями.

### ЭМПИРИЧЕСКАЯ БАЗА ИССЛЕДОВАНИЯ

В данной работе собраны и проанализированы новости за более чем 1300 дней за период с 19.08.2011 по 16.08.2016 г. Процесс сбора данных был сфокусирован на новостях с использованием следующих слов: bitcoin, BTC, bitcoins, cryptocurrency, crypto, crypto-currency, mining, blockchain, blockchain technology, blockchains, digital currency.

Таблица 1 / Table 1

## Описательная статистика / Descriptive statistics

	BID	POS	NEG	NEU	FOG	DIFFICULT
Mean	276,7530	0,082823	0,093092	0,824096	28,51511	5,340459
Median	240,5900	0,060318	0,065000	0,831357	28,46566	5,333333
Maximum	1132,010	0,531000	0,651000	1,000000	44,00000	10,00000
Minimum	2,240000	0,000000	0,000000	0,258000	10,20000	1,000000
Std. Dev.	241,8713	0,089779	0,105287	0,126440	4,106836	1,113418
Skewness	0,642659	1,318429	1,496803	-0,711982	-0,067716	0,355615
Kurtosis	2,655929	4,984413	5,923200	3,834742	4,019457	4,401907
Jarque-Bera	98,18493	603,9919	970,8970	151,0945	58,65465	137,0481
Sum	368358,2	110,2372	123,9057	1096,871	37953,61	7108,150
Sum Sq. Dev.	778073	10,72021	14,74365	21,26273	22431,91	1648,800
Observations	1331	1331	1331	1331	1331	1331

Источник / Source: расчеты авторов / authors' calculations.

Таблица 2 / Table 2

## Коэффициент корреляции Спирмена / Spearman correlation coefficient

Spearman Rank Correlation						
	BID	POS	NEG	NEU	FOG	DIFFICULT
BID	1,000000	0,090676	-0,054427	0,047171	0,114400	0,344213
POS	0,090676	1,000000	-0,105999	-0,563598	0,060481	0,128713
NEG	-0,054427	-0,105999	1,000000	-0,660714	-0,075038	-0,096611
NEU	0,047171	-0,563598	-0,660714	1,000000	0,007001	0,033432
FOG	0,114400	0,060481	-0,075038	0,007001	1,000000	0,678879
DIFFICULT	0,344213	0,128713	-0,096611	0,033432	0,678879	1,000000

Источник / Source: расчеты авторов / authors' calculations.

Тональность новостей за день рассчитывается как средняя сумма значений тональностей по всем новостям за каждый торговый день. Котировки курса биткоина были выгружены с базы данных Блумберга.

При исследовании влияния новостей на курс биткоина был проведен корреляционный анализ, который позволяет оценить степень влияния и измерить тесноту связи между ними.

В табл. 1 представлены описательные статистики переменных.

Согласно приведенным данным (см. табл. 1) можно сделать вывод о том, что за весь выбранный период с 19.08.2011 по 16.08.2016 г. минимальный курс рассматриваемой криптовалюты составлял

2,24 долл. США, а максимальный — 1132,01 долл. США. Также можно отметить более высокий средний индекс показателей новостей с негативной окраской, чем с положительной.

Далее проведен корреляционный анализ Спирмена. Результаты представлены в табл. 2.

Тест ранговой корреляции Спирмена показывает нам высокую взаимосвязь между новостями с негативной окраской и курсом биткоина, в отличие от положительных новостей. Эти данные подтверждают выдвинутые в настоящем исследовании гипотезы. Также согласно проведенному вычислению коэффициента корреляции Спирмена в табл. 2 подтверждается третья гипотеза о влиянии индекса читабельности на курс биткоина.

## Тест Грэнджера с лагами 1, 2, 3, 7 и 14 / Granger test with lags 1, 2, 3, 7 and 14

Pairwise Granger Causality Tests				
		Null Hypothesis:		
		NEG1 does not Granger Cause BID 1	POS 1 does not Granger Cause BID 1	FOG1 does not Granger Cause BID 1
Lags: 1	F-Statistic	111,930	1,73249	38,9388
	Prob.	1,E-24	0,1885	7,E-10
Lags: 2	F-Statistic	18,3733	23,2310	57,2542
	Prob.	2,E-08	2,E-10	5,E-24
Lags: 3	F-Statistic	11,9538	14,6528	59,2046
	Prob.	1,E-07	3,E-09	1,E-34
Lags: 7	F-Statistic	1,80889	0,98646	3,30030
	Prob.	0,0824	0,4397	0,0018
Lags: 14	F-Statistic	1,84595	1,23869	1,79515
	Prob.	0,0289	0,2414	0,0353

Источник / Source: расчеты авторов / authors' calculations.

### РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Для проведения этих расчетов использовался Granger causality test с пятью лагами. К количеству лагов в уравнении регрессии проводимый тест Грэнджера очень чувствителен. Следовательно, целесообразно проделать тест для разных значений лагов. Были взяты лаги, равные 1, 2, 3, 7 и 14. Оценивалось влияние каждой переменной на каждую. При выявлении переменных связь с другой переменной значима на 10%-ном уровне значимости (т.е. пороговое значение равно 0,10). Если значение связи  $p$  (уровень минимальной значимости, Prob.) меньше 0,10, отвергается нулевая гипотеза ("Null Hypothesis"). Тест Грэнджера дал результаты с лагами 1, 2, 3, 7 и 14, приведенные в табл. 3.

Итак, согласно проведенному тесту Грэнджера с лагом, равным 1, мы получаем следующий итог. Уровень минимальной значимости в первой строке, при нулевой гипотезе равен  $p = 1.E-24$ . Данное значение меньше ранее оговоренной величины 0,10 ( $1.E-24 < 0,10$ ) — утверждение отвергается. Значит, негативная тональность в новостях оказывает влияние на курс биткоина. Влияние отслеживается на всех рассматриваемых трех лагах в табл. 3, подтверждается гипотеза 1.

Аналогично отображается тестом отсутствие при лаге 1 влияния положительных новостей на рассма-

триваемый курс цифровой валюты. Значение связи в этом случае уже больше оговоренной величины 0,10 ( $0,1885 > 0,10$ ), следовательно, мы принимаем нулевую гипотезу о том, что положительные новости не оказывают влияния на курс (в таблице строка именуется следующим образом: "POS 1 does not Granger Cause BID 1"). Данное отсутствие влияния наблюдается при лаге 1 в табл. 3.

Таким же методом были получены результаты по лагам 7 и 14. Значения теста свидетельствуют о принятии гипотезы 1, поскольку при всех пяти взятых лагах отвергается отсутствие влияния негативных новостей на курс. Подтверждается еще одна гипотеза — о влиянии индекса читабельности на курс биткоина. При всех лагах уровень значимости остается меньше 0,10.

Итак, если интерпретировать результаты, то можно получить следующую табл. 4. Знак «→» обозначает подтверждение влияния и знак «×» — отсутствие влияния.

Таким образом, проведенный тест Грэнджера позволил проверить соответствующие гипотезы. Можно сделать вывод о том, что негативные новости влияют на курс биткоина при различных лагах, следовательно, принимается гипотеза 1. Также согласно результатам теста по трем лагам из пяти принимается вторая гипотеза о незначительном влиянии положительной окраски на курс. И, на-

Таблица 4 / Table 4

## Тест Грэнджера с лагами 1, 2, 3, 7 и 14 / Granger test with lags 1, 2, 3, 7 and 14

Null Hypothesis	Lags				
	1	2	3	7	14
NEG1 does not Granger Cause BID 1	→	→	→	→	→
POS 1 does not Granger Cause BID 1	×	→	→	×	×
FOG1 does not Granger Cause BID 1	→	→	→	→	→

Источник / Source: расчеты авторов / authors' calculations.

конец, подтверждается третья гипотеза о влиянии индекса читабельности на курс биткоина при всех пяти рассмотренных лагах.

### ВЫВОДЫ

В проведенной работе было исследовано влияние новостей на курс биткоина за период с 19.08.2011 по 16.08.2016 г. Эмпирическая база исследований, на основе которых мы делали вычисления, включает в себя более 1300 тематических новостей из информационной базы Thomson Reuters. После классификации большого объема информации был проведен анализ тональности с использованием технологии, разработанной Б. МакДональдом и Т. Лоугрэнном. С помощью теста Грэнджера была выявлена взаимосвязь между влиянием тональности новостей, а также индекса читабельности на курс самой популярной цифровой валюты — биткоин. Результаты нашего исследования свидетельствуют о том, что негативная окраска новостей влияет на курс биткоина больше, чем положительная окраска. Следовательно, опираясь на новостную информацию с негативной окраской,

можно с большей вероятностью сделать точный прогноз курса рассматриваемой криптовалюты. В частности, мы доказали, что читабельность новостей оказывает влияние на курс биткоина в той же степени, что и новости с негативной окраской. Таким образом, можно сделать вывод — все три выдвинутые гипотезы были доказаны и получили подтверждение.

При этом важно подчеркнуть, что эмпирическая база данных за 5 лет, приведенная в нашем исследовании, может быть улучшена и расширена различными способами. Прежде всего, необходимо использовать более широкий массив данных для проверки того, остаются ли доказательства, проведенные в этой статье, действительными. Также можно использовать другие статистические методы и алгоритмы классификации новостной базы.

Со временем дальнейшее развитие технологии позволит нам анализировать непрерывный поток новостей и автоматическое «считывание» настроений в новостях, и, как следствие, все чаще можно будет исследовать влияние новостей в реальном времени.

### БЛАГОДАРНОСТЬ

Статья подготовлена по результатам исследований, выполненных за счет бюджетных средств по государственному заданию Финансового университета за 2018 г.

### ACKNOWLEDGEMENTS

The article is based on the results of research carried out at the expense of budgetary funds on the state task of the Financial University for 2018.

### СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Nakamoto S. Bitcoin. A peer-to-peer electronic cash system, 2009. URL: <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf> (дата обращения: 28.04.2018).
2. Georgoula I., Pournarakis D., Bilanakos C., Sotiropoulos D.N., Giaglis G.M. Using time-series and sentiment analysis to detect the determinants of Bitcoin prices. *SSRN Electronic Journal*. 2015; Oct. DOI: 10.2139/ssrn.2607167
3. Leitch D., Sherif M. Twitter mood, CEO succession announcements and stock returns. *Journal of Computational Science*. 2017;21:1–10. DOI: 10.1016/j.jocs.2017.04.002
4. Velde F.R. Bitcoin: A primer. *Chicago Fed Letter*. 2013;(317):1–4. URL: <file:///C:/Users/User/Downloads/cfldecember2013-317-pdf.pdf> (дата обращения: 23.07.2018).

5. Yermack D. Is bitcoin a real currency? An economic appraisal. NBER Working Paper. 2014;(19747). URL: <http://post.nyssa.org/files/is-bitcoin-a-real-currency.pdf> (дата обращения: 23.07.2018).
6. Kaplansky G., Levy H. Sentiment and stock prices: The case of aviation disasters. *Journal of Financial Economics*. 2010;95(2):174–201. DOI: 10.1016/j.jfineco.2009.10.002
7. Ciaian P., Rajcaniova M., Kancs d'A. The digital agenda of virtual currencies. Can BitCoin become a global currency? *Information Systems and e-Business Management*. 2016;14(4): 883–919. DOI: 10.1007/s10257–016–0304–0
8. Badev A., Chen M. Bitcoin: Technical background and data analysis. FEDS Working Paper. 2014;(104). DOI: 10.2139/ssrn.2544331
9. Pieters G., Vivanco S. Financial regulations and price inconsistencies across Bitcoin markets. *Information Economics and Policy*. 2017;39(C):1–14. DOI: 10.1016/j.infoecopol.2017.02.002
10. Mai F., Shan Z., Bai Q., Wang X., Chiang R.H.L. How does social media impact bitcoin value? A test of the silent majority hypothesis. *Journal of Management Information Systems*. 2018;35(1):19–52. DOI: 10.1080/07421222.2018.1440774
11. Tirunillai S., Tellis G.J. Does chatter really matter? Dynamics of user-generated content and stock performance. *Marketing Science*. 2012;31(2):198–215. DOI: 10.1287/mksc.1110.0682
12. Luther W.J., Salter A.W. Bitcoin and the bailout. *The Quarterly Review of Economics and Finance*. 2017;66:50–56. DOI: 10.1016/j.qref.2017.01.009
13. Ojha P.K., Ismail A., Kuppusamy K. S. Perusal of readability with focus on web content understandability. *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*. 2018; in press. DOI: 10.1016/j.jksuci.2018.03.007 URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1319157817303622> (дата обращения: 23.07.2018).
14. Liu B. Sentiment analysis and opinion mining. San Rafael, CA: Morgan & Claypool Publishers; 2012:1–15. (Synthesis Lectures on Human Language Technologies Series. Book 16). URL: <https://www.cs.uic.edu/~liub/FBS/SentimentAnalysis-and-OpinionMining.pdf> (дата обращения: 23.07.2018).
15. Heston S.L., Sinha N.R. News vs. sentiment: Predicting stock returns from news stories. *Financial Analysts Journal*. 2017;73(3):67–83. DOI: 10.2469/faj.v73.n3.3
16. Jones K.S. A statistical interpretation of term specificity and its application in retrieval. *Journal of Documentation*. 1972;28(1):11–21. DOI: 10.1108/eb026526
17. Loughran T., McDonald B. When is a liability not a liability? Textual analysis, dictionaries, and 10-Ks. *The Journal of Finance*. 2011;66(1):35–65. DOI: 10.1111/j.1540–6261.2010.01625.x
18. Bodnaruk A., Loughran T., McDonald B. Using 10-K text to gauge financial constraints. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*. 2015;50(4):623–646. DOI: 10.1017/S0022109015000411
19. Kearney C., Liu S. Textual sentiment in finance: A survey of methods and models. *International Review of Financial Analysis*. 2014;33:171–185. DOI: 10.1016/j.irfa.2014.02.006
20. Федорова Е. А., Демин И. С., Хрустова Л. Е., Осетров Р. А., Федоров Ф. Ю. Влияние тональности писем CEO на финансовые показатели компании. *Российский журнал менеджмента*. 2017;15(4):441–462. DOI: 10.21638/11701/spbu18.2017.403

## REFERENCES

1. Nakamoto S. Bitcoin. A peer-to-peer electronic cash system, 2009. URL: <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf> (accessed 28.04.2018).
2. Georgoula I., Pournarakis D., Bilanakos C., Sotiropoulos D.N., Giaglis G.M. Using time-series and sentiment analysis to detect the determinants of Bitcoin prices. *SSRN Electronic Journal*. 2015; Oct. DOI: 10.2139/ssrn.2607167
3. Leitch D., Sherif M. Twitter mood, CEO succession announcements and stock returns. *Journal of Computational Science*. 2017;21:1–10. DOI: 10.1016/j.jocs.2017.04.002
4. Velde F.R. Bitcoin: A primer. *Chicago Fed Letter*. 2013;(317):1–4. URL: <file:///C:/Users/User/Downloads/cfldecember2013–317-pdf.pdf> (accessed 23.07.2018).
5. Yermack D. Is bitcoin a real currency? An economic appraisal. NBER Working Paper. 2014;(19747). URL: <http://post.nyssa.org/files/is-bitcoin-a-real-currency.pdf> (accessed 23.07.2018).
6. Kaplansky G., Levy H. Sentiment and stock prices: The case of aviation disasters. *Journal of Financial Economics*. 2010;95(2):174–201. DOI: 10.1016/j.jfineco.2009.10.002
7. Ciaian P., Rajcaniova M., Kancs d'A. The digital agenda of virtual currencies. Can BitCoin become a global currency? *Information Systems and e-Business Management*. 2016;14(4): 883–919. DOI: 10.1007/s10257–016–0304–0

8. Badev A., Chen M. Bitcoin: Technical background and data analysis. FEDS Working Paper. 2014;(104). DOI: 10.2139/ssrn.2544331
9. Pieters G., Vivanco S. Financial regulations and price inconsistencies across Bitcoin markets. *Information Economics and Policy*. 2017;39(C):1–14. DOI: 10.1016/j.infoecopol.2017.02.002
10. Mai F., Shan Z., Bai Q., Wang X., Chiang R.H.L. How does social media impact bitcoin value? A test of the silent majority hypothesis. *Journal of Management Information Systems*. 2018;35(1):19–52. DOI: 10.1080/07421222.2018.1440774
11. Tirunillai S., Tellis G.J. Does chatter really matter? Dynamics of user-generated content and stock performance. *Marketing Science*. 2012;31(2):198–215. DOI: 10.1287/mksc.1110.0682
12. Luther W.J., Salter A.W. Bitcoin and the bailout. *The Quarterly Review of Economics and Finance*. 2017;66:50–56. DOI: 10.1016/j.qref.2017.01.009
13. Ojha P.K., Ismail A., Kuppusamy K.S. Perusal of readability with focus on web content understandability. *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*. 2018; in press. DOI: 10.1016/j.jksuci.2018.03.007 URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1319157817303622> (accessed 23.07.2018).
14. Liu B. Sentiment analysis and opinion mining. San Rafael, CA: Morgan & Claypool Publishers; 2012:1–15. (Synthesis Lectures on Human Language Technologies Series. Book 16). URL: <https://www.cs.uic.edu/~liub/FBS/SentimentAnalysis-and-OpinionMining.pdf> (accessed 23.07.2018).
15. Heston S.L., Sinha N.R. News vs. sentiment: Predicting stock returns from news stories. *Financial Analysts Journal*. 2017;73(3):67–83. DOI: 10.2469/faj.v73.n3.3
16. Jones K.S. A statistical interpretation of term specificity and its application in retrieval. *Journal of Documentation*. 1972;28(1):11–21. DOI: 10.1108/eb026526
17. Loughran T., McDonald B. When is a liability not a liability? Textual analysis, dictionaries, and 10-Ks. *The Journal of Finance*. 2011;66(1):35–65. DOI: 10.1111/j.1540-6261.2010.01625.x
18. Bodnaruk A., Loughran T., McDonald B. Using 10-K text to gauge financial constraints. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*. 2015;50(4):623–646. DOI: 10.1017/S0022109015000411
19. Kearney C., Liu S. Textual sentiment in finance: A survey of methods and models. *International Review of Financial Analysis*. 2014;33:171–185. DOI: 10.1016/j.irfa.2014.02.006
20. Fedorova E.A., Demin I.S., Khrustova L.E., Osetrov R.A., Fedorov F. Yu. The influence of the tone of CEO's letters on the company's financial performance. *Rossiiskii zhurnal menedzhmenta = Russian Management Journal*. 2017;15(4):441–462. DOI: 10.21638/11701/spbu18.2017.403 (In Russ.).

### ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

**Елена Анатольевна Федорова** — доктор экономических наук, профессор Департамента корпоративных финансов и корпоративного управления, Финансовый университет, Москва, Россия  
ecolena@mail.ru

**Кристина Зурабиевна Бечвая** — студентка Департамента корпоративных финансов и корпоративного управления, Финансовый университет, Москва, Россия  
chris\_tina97@mail.ru,

**Олег Юрьевич Рогов** — младший научный сотрудник, Государственный научно-исследовательский институт авиационных систем, Центр обработки документов, Москва, Россия  
fintech@gmx.ch

### ABOUT THE AUTHORS

**Elena A. Fedorova** — Dr. Sci. (Econ.), Professor, Department of Corporate Finance and Corporate Governance, Financial University, Moscow, Russia  
ecolena@mail.ru

**Kristina Z. Bechvaya** — student of the Department of Corporate Finance and Corporate Governance, Financial University, Moscow, Russia  
chris\_tina97@mail.ru

**Oleg Yu. Rogov** — Junior research fellow, State Research Institute of Aviation Systems, Document processing centre, Moscow, Russia  
fintech@gmx.c