ФИНАНСЫ

Ф.Е. БОБРОВНИК
магистрант экономического факультета МГУ имени М.В. Ломоносова

О.С. ВИНОГРАДОВА
кандидат экономических наук, доцент кафедры финансов и кредита экономического факультета МГУ имени М.В. Ломоносова

А.Г. МИРЗОЯН
старший преподаватель кафедры экономики инноваций экономического факультета МГУ имени М.В. Ломоносова

СВЯЗЬ ПУБЛИКАЦИЙ ИНВЕСТИЦИОННЫХ TELEGRAM-КАНАЛОВ С ДОХОДНОСТЬЮ АКЦИЙ ПУБЛИЧНЫХ РОССИЙСКИХ КОМПАНИЙ

В данном исследовании представлены результаты анализа связи публикаций инвестиционных каналов с доходностью акций публичных российских компаний в контексте решения вопроса о необходимости регулирования инвестиционных Telegram-каналов, публикующих как финансовые новости, так и сигналы для инвесторов. Для анализа использовалась выборка из пяти российских каналов с рекомендациями, стратегиями и демонстрациями портфелей. Оценивалось влияние публикаций на доходность акций публичных компаний с использованием методов обработки текста, машинного обучения (метод опорных векторов, случайный лес, нейронные сети) и эконометрических подходов (модели авторегрессии, событийный анализ). Публикации классифицировались по четырем типам: без сигнала, сигнал о покупке, сигнал о продаже или удержании. Было выявлено, что в 11% случаев публикации с сигналом становились причиной изменения стоимости акций. Это подтверждает предположение о способности крупных инвестиционных каналов влиять на рынок, однако доля таких случаев невелика. Как следствие, авторы приходят к выводу, что потребность в жестком регулировании Telegram-каналов с точки зрения ограничения их влияния на финансовый рынок пока незначима.

Ключевые слова: *регулирование фондового рынка, динамика цен акций, инвестиционные сигналы, событийный анализ, избыточная доходность, российский фондовый рынок, влияние социальных сетей, частные инвесторы, Telegram-каналы, эконометрическое моделирование.*

УДК: 336.76, 004.9, 330.322

EDN: LBMQBG

DOI: 10.52180/2073-6487_2026_1_191_217

Введение

Инвестиционные Telegram-каналы охватывают широкую аудиторию, в основном состоящую из непрофессиональных частных инвесторов, не обладающих полноценными знаниями или опытом принятия решений на фондовом рынке[1]. Согласно изданию ТАСС, в 2025 г. доля физических лиц в объеме торгов акциями на Московской Бирже составила 70,7%[2]. Несмотря на то, что частные инвесторы обладают меньшим индивидуальным капиталом по сравнению с крупными игроками, множество частных инвесторов, чьи действия координируются сигналом о покупке или продаже акций, потенциально могут влиять на котировки финансовых инструментов[3]. Влияние подобных координированных действий частных инвесторов порождает вопросы о границе между коллективным поведением и рыночной манипуляцией.

Наличие манипулятивных действий было замечено не только в России, но и в других странах [2], вместе с этим регуляторами разных стран ведутся дискуссии о необходимости контроля деятельности Telegram-каналов[4] и определения правовой базы [17]. В настоящий момент ЦБ РФ отмечает важность регулирования, но указывает на наличие сложностей в доказательстве факта манипуляции[5].

Цель данного исследования заключается в определении влияния сигналов, публикуемых в инвестиционных Telegram-каналах, на доходность акций российских компаний и анализе необходимости регулирования деятельности инвестиционных Telegram-каналов. За последние несколько лет Telegram[6] стал набирать популярность у пользователей из Российской Федерации. По данным на второй квартал 2025 г. Telegram'ом пользуется 74% населения России старше 12 лет[7]. По мере

---

1 Фондовый рынок в персидских оттенках. Банковское обозрение.https://bosfera.ru/bo/fondovyy-rynok-v-persidskih-ottenkah (дата обращения: 29.01.2026).

2 ТАСС. Частные инвесторы в 2025 году вложили в ценные бумаги на Мосбирже 2,5 трлн руб. https://tass.ru/ekonomika/26148183 (дата обращения: 29.01.2026).

3 Невидимая рука рынка: как анонимы в Telegram научились двигать котировки и почему это опасно. https://www.forbes.ru/finansy-i-investicii/392643-nevidimaya-ruka-rynka-kak-anonimy-v-telegram-nauchilis-dvigat-kotirovki?ysclid=ln6k6u15ap782739114 (дата обращения: 29.01.2026).

4 Банк России. Обзор рисков финансовых рынков. 2023. № 7 (июль). https://cbr.ru/Collection/Collection/File/45205/ORFR_2023-07.pdf (дата обращения: 29.01.2026).

5 Мы решительно будем пресекать манипулирование на фондовом рынке. https://cbr.ru/press/event/?id=9680 (дата обращения: 29.01.2026).

6 Telegram представляет собой международную цифровую платформу, зарегистрированную за пределами Российской Федерации, однако широко используемую в российском информационном пространстве.

7 Mediascope Аудитория Telegram во втором квартале 2025: [Telegram канал]. https://t.me/mediascopedata/464 (дата обращения: 29.01.2026).

увеличения популярности данного мессенджера, в нем начали появляться различные каналы, в том числе каналы, посвященные инвестициям и экономике. Telegram-каналы обеспечивают возможность доступа к актуальной финансовой информации, на основе которой инвесторы могут принимать решения, т.е. новости способны передавать сигнал, инициирующий осуществление действий со стороны участников этих каналов, в частности, игроков фондового рынка.

Статья состоит из трех частей. В первой части приведен обзор научной литературы и сформулированы предположения исследования. Во второй части описана методология исследования и используемые данные. В третьей части представлены результаты, полученные с помощью эмпирических моделей.

Обзор литературы и гипотезы исследования

Влияние текстовой информации, в том числе финансовых, политических новостей и публикаций в социальных сетях, на фондовый рынок активно исследуется в научной литературе. Одна из первых работ [11], посвященных данной теме, определяет факторы, изменяющие цены акций. Авторы приходят к выводу, что треть различий в доходности акций обусловлена новостными публикациями. Аналогичные выводы получают авторы статей для региональных рынков [14] и для различных отраслей [16; 1]. Множество исследований, посвященных анализу «настроений новостей» [6; 12; 23], подтверждают гипотезы о значимом влиянии тональности новостей на изменение стоимости акций. В работах [9; 10; 30] исследователи отмечают, что публикации негативных новостей вызывают снижение цены акций, причем негативная информация распространяется быстрее позитивной [8]. В других исследованиях [7; 19] авторы приходят к выводу, что учет индикаторов настроений финансовых новостей повышает качество прогнозов будущих цен акций.

Социальные сети обладают значимым влиянием на изменение цен акций и криптовалюты [13; 22], причем наибольшее влияние отмечается у новостей, размещенных в Telegram [20]. Новости, публикуемые Telegram-каналами, основанными на стратегии искусственного изменения спроса и предложения на рынке криптовалюты, оказывают значимое влияние на изменение стоимости монеты и фактически манипулируют рынком [24; 25].

В работе, посвященной исследованию влияния Telegram на российский фондовый рынок [5], автор приходит к заключению, что Telegram-каналы оказывают значимое влияние на изменение стоимости акций российских компаний. О возможности воздействия подобных каналов на инвесторов и рынок еще в 2023 г. предупреждал Центральный Банк

РФ в обзоре рисков финансовых рынков[8]. В данном обзоре утверждается, что Telegram-каналы и блогеры предоставляют различные рекомендации своей аудитории, что приводит к увеличению вероятности принятия читателями канала конкретных инвестиционных решений.

Вопрос о необходимости регулирования деятельности в социальных сетях, влияющей на динамику фондового рынка, стоит перед регуляторами разных стран [28; 29]. Например, в США Комиссия по ценным бумагам и биржам (SEC) является основным регулятором, занимающимся предотвращением манипуляций на фондовом рынке, включая те, которые осуществляются через социальные сети. Комиссия по ценным бумагам и биржам обладает возможностью проводить расследования о фактах манипуляции на фондовом рынке и подавать в суд на нарушителя, как, например, произошло с сообщениями Илона Маска и компанией Tesla[9]. Также после событий с компанией GameStop в 2021 году [2] Комиссии пришлось адаптировать подход к регулированию, рассматривая социальные сети как новый канал влияния на рынок. Китайская комиссия по регулированию ценных бумаг (CSRC) ведет активный мониторинг манипуляций на фондовом рынке, применяя в том числе машинное обучение для выявления подозрительных торговых схем, связанных с резкими скачками цен на фоне информационных вбросов. Уже в 2014 и 2016 гг. данной CSRC были введены санкции против брокеров и трейдеров, использовавших соцсети для распространения ложных новостей [29]. В Европейском Союзе действует Регламент о рынке финансовых инструментов MiFID II[10], который регулирует финансовую рекламу, включая влияние социальных сетей. В Великобритании Управление по финансовому регулированию (FCA) требует, чтобы инвестиционные советы в соцсетях содержали явные дисклеймеры, предотвращающие введение инвесторов в заблуждение[11]. Заметно наличие общей мировой тенденции, состоящей в том, что регуляторы начинают учитывать влияние социальных сетей, однако отсутствует унифицированный подход к регулированию.

Авторы различных исследований указывают на необходимость контроля за деятельностью социальных сетей – в противном случае послед-

[8] Банк России. Обзор рисков финансовых рынков. 2023. № 7 (июль). https://cbr.ru/Collection/Collection/File/45205/ORFR_2023-07.pdf (дата обращения: 29.01.2026).

[9] Elon Musk Settles SEC Fraud Charges; Tesla Charged With and Resolves Securities Law Charge [сайт]. https://www.sec.gov/newsroom/press-releases/2018-226 (дата обращения: 29.01.2026).

[10] MiFID II Compliance Checklist: Everything You Need to Do [сайт]. https://info.complylog.com/ebook-mifid-ii-compliance-checklist (дата обращения: 29.01.2026).

[11] UK watchdog interviews 20 social media 'finfluencers' under caution [сайт]. https://www.theguardian.com/business/2024/oct/22/uk-watchdog-interviews-20-social-media-finfluencers-under-caution (дата обращения: 29.01.2026).

ствия могут быть соизмеримы с результатом манипуляций на криптовалютном рынке [27]. Основные рекомендации авторов сводятся к повышению уровня финансовой грамотности инвесторов [2; 17; 27; 4], что особенно актуально для российского фондового рынка, среди участников которого высока доля частных инвесторов. Также рекомендуется четкое определение понятия манипуляции, усиление контроля за обсуждениями в социальных сетях и использование современных технологий, таких как искусственный интеллект, для мониторинга информационного фона.

В своем исследовании мы называем публикациями, содержащими сигнал, такие публикации инвестиционных Telegram-каналов, в которых могут содержаться рекомендации о покупке или продаже ценных бумаг, собственные стратегии инвестирования авторов, демонстрация собственных сделок или состава портфеля. В качестве сигналов рассматривается прямое указание на покупку, продажу или удержание некоторого актива («$UWGN...не стоит торговать этой акцией»[12]), утверждение о недооценке или переоценке некоторого актива («Акции МТС (MTSS) рекордно переоценены относительно ОФЗ, могут упасть на 10%»), утверждение о направлении будущего роста цены некоторого актива («Whoosh (WUSH): справедливая цена 315 руб. за акцию, потенциал роста +50%»), собственные торговые сделки авторов («$ROSN закрыл около нуля всю позицию»), собственные составы портфелей авторов («Из позиций сейчас удерживаю $MGTSP $AMEZ $AFKS...»), личное мнение авторов о некотором активе («$MGNT...позицию держу, думаю можем пойти выше»), советы о том, на какие активы стоит обратить внимание («Прошу вас обратить внимание на акции Совкомфлота. Сегодня они растут на рекордных оборотах аж на 4,5%»).

Появление публикаций, содержащих сигнал, может объясняться несколькими причинами. С одной стороны, публикация торговых стратегий может повлечь за собой приток новой аудитории в канал, что позволит авторам монетизировать канал, предлагая платные курсы или выставляя в канале рекламу. С другой стороны, возможны попытки манипулирования ценой для получения выгоды от спекуляции акциями. В отчете ЦБ РФ[13] указано, что существуют как случаи целенаправленного создания ценового тренда с помощью Telegram-каналов, так и случаи, в которых существующему событию в ходе его освещения добавляется массовости. В таком случае потенциальными выгодоприобретателями оказываются авторы каналов: они могут извлечь выгоду за счет покупки актива по цене, предшествующей появлению тренда, и продажи данного актива по завышенной стоимости позже.

[12] Приведенные в этом предложении примеры взяты из собранных нами данных.

[13] Банк России. Обзор рисков финансовых рынков. 2023. № 7 (июль). https://cbr.ru/Collection/Collection/File/45205/ORFR_2023-07.pdf (дата обращения: 29.01.2026).

Гипотеза 1. *Частота публикаций, содержащих сигнал о покупке (продаже), положительно (отрицательно) связана с доходностью цен акций российских публичных компаний.*

С одной стороны, публикации способны оказывать влияние на изменение стоимости акций из-за крупной аудитории непрофессиональных частных инвесторов, воспринимающих публикацию как руководство к действию. С другой стороны, сами публикации могут быть следствием рыночных тенденций и возникать в ответ на изменение цен акций. Сигналы о покупке акций могут быть связаны с ростом цен следующим образом: если аудитория инвестиционных Telegram-каналов воспринимает подобную публикацию как призыв к действию, это приведет к увеличению спроса на данную акцию и росту ее цены. И наоборот, при появлении тенденции к росту цены акции, авторы Telegram-каналов сообщают об этом своей аудитории – в таком случае увеличение цены может быть причиной возникновения публикации, содержащей сигнал о покупке. При этом сигнал об удержании может быть связан как с падением, так и с ростом цен: если он является следствием роста или падения цен, то его появление должно нивелировать наблюдающуюся тенденцию. Если же он появляется независимо от динамики цен акций, то он не должен оказывать воздействие на рынок. Исходя из этого, мы не выдвигаем отдельной гипотезы связи частоты публикаций, содержащих сигнал к удержанию, с доходностью акций. Для проверки первой гипотезы мы строим авторегрессионные модели с экзогенными переменными (Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous variables, далее – ARIMAX) на дневных данных.

Гипотеза 2. *Появление публикации, содержащей сигнал о покупке (продаже), приводит к появлению положительной (отрицательной) избыточной доходности акций российских публичных компаний*. Данная гипотеза проверяется при помощи событийного анализа с использованием минутных данных. Мы принимаем данную гипотезу, если как минимум в 25% случаев появление публикаций, содержащих сигнал, предшествует возникновению избыточной доходности (при этом до появления сообщения избыточная доходность отсутствует).

Таким образом, на основе результатов, полученных при проверке выдвинутых гипотез, данное исследование стремится дать ответ на вопрос о необходимости регулирования действий инвестиционных Telegram-каналов в России.

Описание данных и методология исследования

Для проведения исследования было отобрано пять инвестиционных Telegram-каналов. При отборе каналов использовались следующие критерии: 1) в канале присутствует более 40 тысяч подписчиков; 2) публи-

куются не только финансовые новости, но и собственные рекомендации, советы или мнения по поводу акций российских компаний; 3) настройки приватности канала позволяют выгрузить публикуемые сообщения за рассматриваемый период; 4) канал существует на протяжении как минимум двух лет. Информация о каждом канале приведена в Приложении в табл. П1. Сбор всех публикаций осуществлялся с помощью алгоритма получения текстовых данных[14] на языке программирования Python. Был создан корпус, в котором насчитывается 63938 публикаций.

В данном исследовании вводятся четыре класса публикаций по характеру их содержания: 1) новостная публикация, не содержащая сигнал; 2) публикация, содержащая сигнал о покупке актива; 3) публикация, содержащая сигнал о продаже актива; 4) публикация, содержащая сигнал об удержании актива.

Для исследования были отобраны исторические данные о ценах акций семи публичных российских компаний: АК «Алроса» (ПАО) – ALRS, МКПАО «Яндекс» – YDEX, ПАО «ГК Самолет» – SMLT, ПАО «Сбербанк» – SBER, МКПАО «Озон» – OZON, ПАО «ЛУКОЙЛ» – LKOH, ПАО «НК Роснефть» – ROSN в период с самой ранней публикации инвестиционных Telegram-каналов – 5 апреля 2017 года – до 13 октября 2023 г., причем число наблюдений для разных компаний отличается по причине того, что некоторые компании начали размещать акции на бирже позже, чем другие (см. табл. 1).

Таблица 1

Список компаний

Название компании	Тикер	Количество публикаций	Количество публикаций, содержащих сигнал		
			покупка	продажа	удержание
АК «Алроса» (ПАО)	ALRS	716	15	13	5
МКПАО «Яндекс»	YDEX	1285	29	10	6
ПАО «ГК Самолет»	SMLT	916	28	4	0
ПАО «Сбербанк»	SBER	2941	31	11	3
МКПАО «Озон»	OZON	682	8	3	1
ПАО «ЛУКОЙЛ»	LKOH	1554	30	10	6
ПАО «НК Роснефть»	ROSN	1169	22	20	12

Примечание: под количеством публикаций подразумевается общее число публикаций, содержащих упоминание о компании.
Источник: составлено авторами.

[14] Написание алгоритма происходило на основе статьи: https://skillbox.ru/media/code/parsim-dannye-v-telegram-na-python-chast-1/?ysclid=ltfyvn7vyq10805914 (дата обращения: 29.01.2026).

В выборку попали те компании, для которых насчитывалось достаточное для анализа количество публикаций в рассматриваемых Telegram-каналах (минимум 500 публикаций с упоминанием компании, из которых как минимум три публикации с сигналом о покупке и три публикации с сигналом о продаже). С помощью сервиса «Финам.ру»[15] для каждой компании из списка были выгружены как дневные цены за выбранный период, так и минутные за тот же период, если в этот период акции компании размещались на публичных торгах. В качестве дневной цены использовалась цена закрытия торгов, в качестве минутных цен использовалась цена на момент окончания минуты. Цены акций всех компаний были переведены в доходности. Для каждой компании временной ряд доходности акций прошел проверку на стационарность на 1% уровне значимости.

Каждая публикация была разделена на отдельные слова (токенизация), были удалены знаки препинания и стоп-слова (слова, не несущие смысловой нагрузки, например, союзы, предлоги, вспомогательные слова), полученные слова были приведены к словарной форме (лемматизация). Затем была произведена векторизация текста на основе значений частоты упоминания термина в публикации и частоты упоминания термина во всем корпусе публикаций (Term Frequency – Inverse Document Frequency / TF-IDF), аналогично подходу [21]. После была создана обучающая выборка из 1000 публикаций, каждой из которых вручную присваивался класс на основании ее содержания. В случае если публикация не несла никакого сигнала по отношению к какой-либо акции, такой публикации присваивался класс, согласно которому публикация считается обычной новостной публикацией, не содержащей сигнал, такой же подход применялся в работе [25]. На основе полученных векторизованных публикаций и вектора классов был использован алгоритм случайного леса (Random Forest) для выявления 100 слов, наиболее влияющих на вероятность попадания публикации в тот или иной класс. Случайный лес представляет собой ансамбль деревьев решений. Каждое дерево строится на отдельной подвыборке и определяет вероятность, с которой конкретная публикация содержит сигнал определенного вида. После построения отдельных деревьев их прогнозы усредняются. Список наиболее влиятельных слов представлен в Приложении в табл. П2. Отдельное слово не позволяет идентифицировать сигнал в публикации, однако, наличие определенных слов повышает вероятность того, что публикация содержит сигнал [22]. Для определения класса не размеченных вручную публикаций

[15] Экспорт котировок Финам.ру. https://www.finam.ru/quote/forts/rts/export/?ysclid=lu4687syxx856266784 (дата обращения: 29.01.2026).

использовались модели машинного обучения: метод опорных векторов (Support Vector Machine / SVM), случайный лес и нейронные сети [18; 31]. Метод опорных векторов основан на поиске границы, которая на основе текстовых признаков наилучшим образом разделяет публикации, содержащие различные виды сигналов. Все используемые модели машинного обучения относятся к классу классификаторов, задача которых заключается в присвоении каждой публикации одного из классов. Каждый алгоритм использовал размеченную вручную выборку в качестве тренировочных данных, на которых модель определяла связь между текстовыми признаками публикаций и соответствующими классами сигналов. На основе обученных моделей были определены типы сигналов в оставшихся публикациях. В результате создавались прогнозы значений-классов для всех остальных публикаций (не попавших в выборку обучения) с помощью объединения результатов выбранных алгоритмов: публикации присваивался тот класс, который был выбран большинством моделей, а в случае разногласия всех трех моделей выбирался класс, предсказанный методом опорных векторов из-за наиболее высокой точности прогнозов данного метода. Также после получения прогнозных значений все публикации, отнесенные в класс содержащих сигнал, были вручную проверены на предмет отсутствия неверно определенных публикаций.

Для проверки поставленных гипотез использовались модели авторегрессии с экзогенными переменными (ARIMAX) на дневных данных и событийный анализ на минутных данных. Для моделей авторегрессии в качестве зависимой переменной использовалась доходность акций компании, в качестве независимых переменных использовались переменные, соответствующие количеству появлений публикаций, содержащих сигнал соответствующего класса, в течение дня, дневная доходность индекса Московской Биржи, темп прироста дневного объема торгов акций, цена за баррель нефти марки Brent, обменный валютный курс USD/RUB, доходность государственных облигаций (ОФЗ). Включение доходности индекса Московской Биржи необходимо для учета рыночной доходности, остальные переменные используются в качестве контрольных [3; 26], поскольку отражают ключевые макроэкономические и рыночные условия, влияющие на ценообразование, их включение позволяет точнее выделить эффект интересующего нас события. Объем торгов может служить индикатором ликвидности и изменяющихся настроений инвесторов, цена нефти напрямую влияет на экономику России и акции сырьевых компаний, курс USD/RUB отражает влияние валютных колебаний на стоимость активов, особенно для экспортеров и импортеров, а доходность ОФЗ определяет альтер-

нативную стоимость капитала, влияя на привлекательность фондового рынка[16,17].

Спецификация ARIMAX моделей имеет следующий вид:

$$r_t = \delta + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i r_{t-i} + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \varepsilon_{t-j} + \gamma_1 buy_t + \gamma_2 sell_t + \gamma_3 hold_t + \theta_1 r_t^m + \theta_2 v_t + \\ + \theta_3 oil_t + \theta_4 usd_t + \theta_5 bond_t + \varepsilon_t, \quad (1)$$

где r_t – доходность акций компании в день t, $\sum_{i=1}^{p} \alpha_i r_{t-i}$ – прошлые значения доходностей, p – порядок авторегрессии, ε_t – случайная ошибка, $\sum_{j=1}^{q} \beta_j \varepsilon_{t-j}$ – прошлые значения случайных ошибок, q – порядок скользящего среднего, buy_t – количество публикаций, содержащих сигнал о покупке акций данной компании, вышедших в день t, $sell_t$ – количество публикаций, содержащих сигнал о продаже акций данной компании, вышедших в день t, $hold_t$ – количество публикаций, содержащих сигнал об удержании акций данной компании, вышедших в день t, r_t^m – дневная доходность индекса Московской Биржи в день t, ν_t – темп прироста объема торгов акций некоторой компании в день t, oil_t – темп прироста цены за баррель нефти марки Brent в день t, usd_t – темп прироста обменного валютного курса USD/RUB в день t, $bond_t$ – темп прироста доходности государственных облигаций (ОФЗ) в день t.

При проведении событийного анализа датой реализации события считался момент выхода публикации, содержащей сигнал. Для определения оптимального размера событийного окна рассматривались различные значения, в результате чего событийное окно было установлено на уровне 15 минут, поскольку за это время рынок успевает отреагировать на событие, при этом вероятность появления в событийном окне другого события, способного повлиять на изменение доходности, ниже, чем при более широких окнах. Для каждого события проводился контроль на отсутствие в событийном окне новостных публикаций, в которых упоминается выбранная компания, аналогичная процедура осуществлялась в работе [15]. В случае появления в событийном окне новостной публикации, содержащей упоминание о компании, к которой относится событие, может возникнуть смещение эффекта из-за реакции инвесторов на новостную публикацию. Для получения эффекта от появления публикации, содержащей сигнал, из общей

[16] Банк России. Обзор рисков финансовых рынков. 2024. № 1 (январь). https://www.cbr.ru/collection/collection/file/48852/orfr_2024-01.pdf (дата обращения: 29.01.2026).

[17] Банк России. Обзор рисков финансовых рынков. 2023. № 11 (ноябрь). https://www.cbr.ru/Collection/Collection/File/46675/ORFR_2023-11.pdf (дата обращения: 29.01.2026).

выборки удалялись события, в событийных окнах которых появлялись новостные публикации, содержащие название или тикер компании. Контроль появления новостных публикаций осуществлялся на основании Telegram-канала РБК[18].

Для проведения событийного анализа на первом шаге доходности акций были «очищены» от влияния изменений, затрагивающих рынок в целом. Для этого рассчитывается избыточная доходность, определяемая как остатки модели парной регрессии, где в качестве независимой переменной выступает доходность индекса Московской Биржи (рыночная доходность), а в качестве зависимой – доходность акций некоторой компании (формула 2).

$$AR_{i,t} = r_{i,t} - (\hat{\alpha} + \hat{\beta} r_t^m), \tag{2}$$

где $AR_{i,t}$ – избыточная доходность (abnormal return) актива i в момент времени t, $r_{i,t}$ – доходность актива i в момент времени t, r_t^m – рыночная доходность в момент времени t, $\hat{\alpha}$, $\hat{\beta}$ – оцененные коэффициенты модели парной регрессии с зависимой переменной $r_{i,t}$ и регрессором r_t^m.

Затем вычисляется накопленная избыточная доходность:

$$CAR_{t_1:t_2} = \sum_{i=t_1}^{t_2} AR_i, \tag{3}$$

где $CAR_{t_1:t_2}$ (cumulative abnormal return) – накопленная избыточная доходность на окне $t_1 : t_2$, AR_i – избыточная доходность в момент времени i.

Проверка значимости эффекта, полученного с помощью событийного анализа, происходит на основе расчета t-критерия Стьюдента.

$$t_p = \frac{CAR_{t_1:t_2}}{SE(CAR_{t_1:t_2})}, \tag{4}$$

где t_p – расчетное значение t-критерия Стьюдента, $CAR_{t_1:t_2}$ – оцененное значение накопленной избыточной доходности на окне $t_1 : t_2$, $SE(CAR_{t_1:t_2})$ – стандартное отклонение оценки накопленной избыточной доходности на окне $t_1 : t_2$.

Для расчета стандартного отклонения используются значения доходности в обучающем окне.

$$SE(CAR_{t_1:t_2}) = \sigma \sqrt{t_2 - t_1 + 1}, \tag{5}$$

где $SE(CAR_{t_1:t_2})$ – стандартное отклонение оценки накопленной избыточной доходности на окне $t_1 : t_2$; σ – среднеквадратическое отклонение избыточной доходности на обучающем окне.

[18] Telegram-канал РБК. https://t.me/s/rbc_news (дата обращения: 29.01.2026).

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{t_1 - 1}\sum_{i=1}^{t_1-1}(AR_i - \overline{AR})^2}, \quad (6)$$

где t_1 – левая граница событийного окна, AR_i – избыточная доходность в момент времени i, $\overline{AR}$ – среднее значение избыточной доходности на обучающем окне.

Учитывая большое количество анализируемых событий, мы не только рассматриваем каждое событие отдельно, но и переходим к анализу связи между всеми событиями одного вида сигнала и доходностями акций конкретной компании. Для этого все сигналы группируются по виду, и для каждого сочетания сигнал/компания вычисляется средняя избыточная доходность, а затем накопленная средняя избыточная доходность:

$$AAR_{it} = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} AR_{ikt}, \quad (7)$$

где AAR_{it} – средняя избыточная доходность актива i в момент времени t, AR_{ikt} – избыточная доходность для актива i в момент времени t для события k, K – число событий.

$$CAAR_{it_1:t_2} = \sum_{t=t_1}^{t_2} AAR_{it}, \quad (8)$$

где $CAAR_{it_1:t_2}$ – средняя накопленная избыточная доходность для компании i на окне $t_1 : t_2$, AAR_{it} – средняя избыточная доходность актива i в момент времени t.

Доверительные интервалы вычисляются при помощи многократного создания выборок из исходных данных (bootstrap) следующим образом: для каждого момента времени t создается набор избыточных доходностей из исходных данных, а затем рассчитывается средняя избыточная доходность, процедура повторяется 1000 раз. После получения вектора средних значений вычисляются квантили порядка 0,025 и 0,975 для построения 95% интервала. Если ноль не попадает в получившийся интервал, то мы говорим о наличии эффекта.

Результаты оценивания моделей

Результаты оценивания авторегрессионных моделей (ARIMAX) приведены в табл. 2. Коэффициент перед количеством публикаций с сигналом о покупке положителен и значим для четырех компаний, что соответствует предположению о связи между увеличением цены и появлением публикаций, содержащих сигнал о покупке, а также подтверждает первую гипотезу о положительной связи между появлением публикации с сигналом о покупке и доходностью акции.

Коэффициент перед количеством публикаций, содержащих сигнал о продаже, отрицателен и значим для пяти компаний, что соответствует выдвинутым предположениям и подтверждает первую гипотезу об отрицательной связи между появлением публикации с сигналом о продаже и доходностью акции. Для всех случаев не наблюдается значимой связи между числом публикаций с сигналом об удержании и доходностью акций, что в целом соответствует предположению о характере связи подобного типа публикаций с ценами акций.

Таблица 2

Результаты оценивания моделей ARIMAX

	ALRS	YDEX	SMLT	SBER	OZON	LKOH	ROSN
Покупка	0,22 (0,43)	0,86*** (0,26)	1,62** (0,53)	0,77*** (0,24)	3,32*** (0,98)	0,17 (0,25)	0,28 (0,27)
Продажа	–0,99** (0,40)	–4,08*** (0,64)	–0,04 (1,49)	–0,96** (0,42)	–2,93* (1,78)	–0,72** (0,37)	–0,41 (0,27)
Удержание	0,11 (0,75)	0,01 (0,84)		–0,83 (0,87)	–2,99 (3,20)	0,77 (0,62)	–0,18 (0,32)
Доходность индекса Мосбиржи	0,77*** (0,03)	0,87*** (0,04)	0,77*** (0,07)	1,07*** (0,03)	1,07*** (0,07)	0,97*** (0,03)	0,98*** (0,03)
Темпы прироста объема торгов	0,001** (0,0004)	–0,001** (0,0004)	0,002** (0,001)	0,002** (0,0006)	0,01*** (0,001)	0,001** (0,0005)	0,001** (0,0004)
Темпы прироста цены за баррель нефти марки Brent	0,02 (0,02)	–0,03 (0,02)	0,03 (0,05)	0,02 (0,02)	–0,01 (0,06)	0,10*** (0,02)	0,10*** (0,02)
Темпы прироста обменного валютного курса USD/RUB	–0,07* (0,04)	–0,04 (0,05)	0,16* (0,09)	0,12*** (0,04)	–0,13 (0,09)	–0,11*** (0,03)	–0,04 (0,03)
Темпы прироста доходности государственных облигаций (ОФЗ)	–0,03 (0,03)	0,02 (0,03)	0,08 (0,09)	–0,07*** (0,03)	0,11 (0,10)	–0,01 (0,02)	0,07*** (0,02)
Число наблюдений	1399	1559	691	1823	673	1751	1751
BIC	5495	6702	3461	6607	3481	6009	5927

Примечание: «Покупка» – количество публикаций с сигналом о покупке для данной компании в течение дня, «Продажа» – количество публикаций с сигналом о продаже для данной компании в течение дня, «Удержание» – количество публикаций с сигналом об удержании для данной компании в течение дня; для компании SMLT отсутствуют публикации с сигналом об удержании; все переменные, используемые в модели, стационарны. «BIC» – Байесовский информационный критерий (Bayesian Information Criterion). * p-value < 0,1, ** p-value < 0,05, *** p-value < 0,01.
Источник: составлено авторами на основании расчетов.

В Приложении в табл. П3, П4, П5 приведены средние накопленные избыточные доходности акций компаний для каждого типа публикаций, полученные с помощью событийного анализа: усреднение проводилось для всех сигналов одного типа.

Для компаний «Самолет», «Озон» и «Лукойл» при появлении публикации с сигналом о покупке в событийном окне существует значимая положительная избыточная доходность, причем для компании Лукойл моменту появления публикации предшествует наличие избыточной доходности, а для компаний «Самолет» и «Озон» избыточная доходность наблюдается лишь после появления публикации. Для компаний «Алроса», «Яндекс», «Озон» и «Лукойл» при появлении публикации с сигналом о продаже существует значимая отрицательная избыточная доходность в событийном окне, причем для компаний «Яндекс» и «Лукойл» она предшествует появлению публикации, для компании «Алроса» наблюдается лишь после появления публикации, а для компании «Озон» она наблюдается как до, так и после появления публикации.

Для большинства компаний после появления публикации с сигналом об удержании отсутствует значимая избыточная доходность, исключениями являются «Яндекс» и «Лукойл», однако в случае компании «Лукойл» до появления публикации наблюдается отрицательная доходность, в то время как после появления публикации она сменяется на положительную, что может свидетельствовать о влиянии публикации данного класса.

В табл. 3 для каждого класса публикаций оценено количество случаев, в которых встречается определенное направление связи между появлением публикации данного класса и изменением доходности. Первоначально для каждого события отдельно проводился событийный анализ, чтобы определить, к какому случаю оно относится, после чего было посчитано общее количество событий для каждого случая. Случай учитывается, если избыточная доходность значима и ее знак совпадает с предполагаемым. Если хотя бы одно из двух условий не выполняется, то мы считаем, что связь отсутствует.

В половине случаев (48%) наблюдается наличие значимой избыточной доходности либо до появления публикации, либо до и после появления публикации. В первом случае можно сказать, что появление публикации вызвано изменением доходности, однако не влечет за собой предполагаемых последствий. Во втором случае появление публикации тоже может быть вызвано изменением доходности, при этом либо сама публикация усиливает существующий тренд, либо тренд продолжается независимо от появления публикации. *Оба этих случая свидетельствуют о том, что существует связь между изменением доходности и появлением публикации, содержащей сигнал.*

Однако наблюдаются и такие случаи, в которых появлению публикации не предшествует наличие значимой избыточной доходности, при этом после появления публикации она возникает. Возникновение подобных случаев может быть следствием влияния публикации, содержащей сигнал, на изменение доходности. Таким образом, появление публикации с сигналом о покупке связано с возникновением положитель-

Таблица 3

Результаты построения моделей событийного анализа для отдельных сигналов

Окно ±15 минут		Количество случаев				
		отсутствует	до	до и после	после	итого
В совокупности	покупка	90 (55%)	22	31	20	163
	продажа	29 (41%)	14	21	7	71
	удержание	22 (67%)	3	5	3	33
ALRS	покупка	5 (33%)	3	5	2	15
	продажа	4 (31%)	4	4	1	13
	удержание	3 (60%)	0	2	0	5
YDEX	покупка	15 (52%)	4	4	6	29
	продажа	5 (50%)	1	3	1	10
	удержание	3 (50%)	1	1	1	6
SMLT	покупка	14 (50%)	4	8	2	28
	продажа	1 (25%)	0	1	2	4
SBER	покупка	23 (74%)	2	1	5	31
	продажа	2 (18%)	3	5	1	11
	удержание	2 (67%)	0	1	0	3
OZON	покупка	3 (37%)	2	1	2	8
	продажа	1 (33%)	1	1	0	3
	удержание	0 (0%)	1	0	0	1
LKOH	покупка	15 (50%)	4	8	3	30
	продажа	5 (50%)	3	2	0	10
	удержание	3 (50%)	1	0	2	6
ROSN	покупка	15 (68%)	3	4	0	22
	продажа	11 (55%)	2	5	2	20
	удержание	11 (92%)	0	1	0	12

Примечание: «Отсутствует» – количество случаев, при которых ни до, ни после появления сигнала не возникало значимых избыточных доходностей, «До» – количество случаев, при которых лишь до появления сигнала наблюдалась значимая избыточная доходность, «До и после» – количество случаев, при которых как до, так и после появления сигнала возникала значимая избыточная доходность, «После» – количество случаев, при которых лишь после появления сигнала наблюдалась значимая избыточная доходность; в третьем столбце в скобках приведена доля случаев, при которых значимость отсутствует как до, так и после сигнала от общего числа случаев появления новости для данной компании, содержащей соответствующий сигнал. Рассматривается 10% уровень значимости. Событие считается значимым, если значение избыточной доходности статистически не отличается от нуля и совпадает по знаку с предполагаемым.

Источник: составлено авторами на основании расчетов.

ной избыточной доходности для компании «Алроса» в 67% случаев, для компании «Яндекс» в 48% случаев, для компании «Самолет» в 50% случаев, для компании Сбербанк в 26% случаев, для компании «Озон» в 63% случаев, для компании «Лукойл» в 50% случаев, для компании «Роснефть» в 32% случаев; появление публикации с сигналом о продаже связано с возникновением отрицательной избыточной доходности для компании «Алроса» в 69% случаев, для компании «Яндекс» в 50% случаев, для компании «Самолет» в 75% случаев, для компании «Сбербанк» в 72% случаев, для компании «Озон» в 67% случаев, для компании Лукойл в 50% случаев, для компании «Роснефть» в 45% случаев; появление публикации с сигналом об удержании связано с возникновением избыточной доходности для компании «Алроса» в 40% случаев, для компании «Яндекс» в 50% случаев, для компании «Сбербанк» в 33% случаев, для компании «Озон» в 100% случаев, для компании «Лукойл» в 50% случаев, для компании «Роснефть» в 8% случаев.

Результаты могут быть чувствительны к выбору ширины окна. Для проверки устойчивости нами был проведен событийный анализ для симметричного окна в 7 минут (см. Приложение, табл. П6) и ассиметричного окна, где учитывается 5 минут до события и 15 минут после (см. Приложение, табл. П7). Для обоих типов окон распределение количества случаев различных видов практически не отличается от исходного, что служит подтверждением устойчивости результатов.

Результаты показывают, что в 67% случаев появлению публикаций, содержащих сигнал, предшествует наличие избыточной доходности или же после появления публикаций не наблюдается значимых изменений доходности. Только в 11% случаев можно утверждать, что появление сообщения является причиной возникновения избыточной доходности. На основании этого мы не принимаем вторую гипотезу. Таким образом, *доля случаев, в которых можно с уверенностью говорить о влиянии сигнала на цены акций, невелика.*

При этом выявление факта манипуляции рынком и сбор соответствующих доказательств со стороны регулятора – это длительный и трудоемкий процесс, который не имеет большого смысла в рамках пока не значительного объема публикаций, оказывающих влияние на изменение стоимости акций. Однако Telegram-каналы все больше набирают популярность, их аудитория увеличивается, из-за чего полностью игнорировать наблюдающиеся тенденции нельзя. Мы считаем, что необходимо систематическое наблюдение за деятельностью инвестиционных каналов на предмет частоты и влияния публикуемых новостей, содержащих сигналы для инвесторов. Также важным фактором, ограничивающим возможность манипулирования фондовым рынком, является уровень финансовой грамотности населения. Необходимо проведение политики по увеличению уровня финансовой грамотности частных инвесторов, что позволит им критично относиться к информации, публикуемой в Telegram-каналах.

Заключение

Данное исследование было проведено в контексте решения вопроса о необходимости регулирования деятельности инвестиционных Telegram-каналов. Для проведения анализа были импортированы публикации Telegram-каналов, специализирующихся на трейдинге, инвестиционных стратегиях и финансовых новостях. Текстовые публикации были представлены в виде числовых признаков на основе значений частоты упоминания термина в публикации и частоты упоминания термина во всем корпусе публикаций, после чего при помощи моделей машинного обучения каждая публикация была отнесена к одному из четырех классов в зависимости от содержащегося в ней сигнала для аудитории канала. На основе полученной информации о дате и времени публикаций различных классов новостей и исторических данных о ценах российских публичных компаний с применением эконометрических методов, таких как авторегрессионные модели с экзогенными регрессорами (ARIMAX) и событийный анализ (Event Study), была оценена степень связи между публикациями, содержащими сигнал, и возникновением сверхреакции в изменении цен акций. Для построения моделей авторегрессии использовались дневные котировки, а для событийного анализа – минутные.

Полученные результаты свидетельствуют о существовании трех типов случаев, при которых существует значимая взаимосвязь между появлением публикации, содержащей сигнал, и возникновением избыточной доходности. Значимой взаимосвязью считается случай, при котором избыточная доходность статистически значимо отличается от нуля и ее знак соответствует направлению сигнала, содержащегося в публикации. Для первого типа случаев мы наблюдаем возникновение избыточной доходности только до появления публикации, содержащей сигнал, для второго типа как до, так и после, и для третьего случая только после. Для публикации, содержащей сигнал о покупке, 13% всех случаев относятся к первому типу, 19% всех случаев относятся ко второму типу и 12% всех случаев относятся к третьему типу. Для публикации, содержащей сигнал о продаже, 20% относятся к первому типу, 30% – ко второму и 10% – к третьему. Для публикации, содержащей сигнал об удержании, 9% относятся к первому типу, 15% – ко второму и 9% – к третьему.

По результатам построения моделей было получено, что только в 11% случаев можно говорить о наличии влияния сигнала на доходность акций российских компаний. *Ограниченная доля публикаций, сопровождающихся значимой реакцией рынка, указывает на то, что большинство инвестиционных публикаций не оказывает существенного влияния на динамику цен и на текущий момент не может рассматриваться*

как полноценный инструмент систематического манипулирования ценами акций. Также результаты показывают, что инвестиционные Telegram-каналы в большинстве случаев не формируют новую рыночную информацию, а скорее отражают существующие ожидания участников рынка, о чем может свидетельствовать появление избыточной доходности до выхода публикации. *В то же время рост аудитории подобных каналов обуславливает необходимость дальнейших исследований и мониторинга их деятельности.*

Приложение

Таблица П1

Описание используемых Telegram-каналов

Название канала	Число подписчиков	Дата создания	Доля публикаций, содержащих сигнал, %
Аналитика От Чехова	41 867	24.11.2019	4,9
ProfitGate – Инвестиции, Трейдинг, Экономика	88 209	07.12.2017	2,4
РынкиДеньгиВласть | РДВ	149 632	05.04.2017	3,8
Биржевик | Акции	67 869	04.01.2021	4,8
Евгений Черных и 248	102 293	26.06.2017	3,5

Источник: составлено авторами.

Таблица П2

Список наиболее влиятельных слов

акция	изменение	откат	потенциал	средневзвешенный
быть	иметься	отличный	правильно	среднесрочный
видеть	инвестиционный	отскок	предстоять	считать
выше	индивидуальный	оценка	справедливый	таргет
график	история	падение	просыпаться	торговать
дерзить	источник	перегрузить	профит	увеличиться
диапазон	купить	прикрыть	пытаться	угроза
добавить	кэш	переносить	развитие	удерживать
добирать	лонг	перспектива	редомициляция	хороший
докупать	перезаход	поздний	рекомендация	хорошо
долг	наблюдать	позиция	решать	цена
думать	негатив	пойти	рубль	шорт
есть	неделя	полностью	рынок	
зайти	неплохой	получиться	сидеть	
закрыть	нравиться	пользоваться	складываться	
идти	ожидать	портфель	спекулятивный	

Источник: составлено авторами на основании расчетов.

Таблица П3

Средняя накопленная избыточная доходность при появлении сигналов покупки

Время относительно события, мин.	ALRS	YDEX	SMLT	SBER	OZON	LKOH	ROSN
–14	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
–13	0,011	–0,018	–0,053	0,009	0,029	0,012	–0,001
–12	–0,013	–0,071	–0,105	0,002	–0,017	0,022**	–0,017
–11	–0,011	–0,059	–0,105	–0,006	0,024	0,03***	–0,018
–10	–0,036	–0,082*	–0,047	–0,006	–0,042	0,042***	–0,022
–9	–0,045	–0,097**	–0,046	0,001	–0,046	0,047**	–0,030
–8	–0,049	–0,111**	–0,131	–0,008	–0,021	0,058**	–0,034
–7	–0,053	–0,103*	–0,241*	0,008	–0,04	0,054**	–0,074
–6	–0,066*	–0,111*	–0,242	0,010	–0,069	0,068***	–0,054
–5	–0,045	–0,122*	–0,381	–0,002	–0,019	0,074***	–0,052
–4	–0,024	–0,115	–0,365	–0,003	–0,074	0,066***	–0,056
–3	–0,121	–0,094	–0,64	–0,003	–0,069	0,047	–0,067
–2	–0,141	–0,079	–0,504	–0,006	–0,03	0,044	–0,076
–1	–0,151	–0,094*	–0,469	0,001	–0,052	0,047*	–0,050
0	0,069	–0,104	0,606	–0,011	0,396	–0,373	0,059
1	0,05	–0,145*	0,743	–0,028	0,445	–0,291	0,044
2	0,046	–0,075	0,981	0,008	0,519	–0,287	0,039
3	0,051	–0,097	0,997	0,010	0,471	–0,25	0,045
4	–0,016	–0,065	0,888	0,003	0,456	–0,27	0,077
5	0,048	–0,078	0,829	0,016	0,374	–0,303	0,058
6	0,05	–0,084	0,958**	–0,002	0,522*	–0,3	0,036
7	0,038	–0,054	0,946**	0,010	0,597*	–0,276	0,007
8	0,01	–0,043	0,956*	0,040	0,703*	–0,264	–0,040
9	0,018	–0,088	0,906*	0,046	0,823**	–0,252	–0,016
10	0,02	–0,099	0,947*	0,045	1,119*	–0,237	0,015
11	0,016	–0,102	0,988*	0,050	0,958*	–0,264	0,038
12	0,037	–0,103	1,141**	0,069	0,947*	–0,238	0,016
13	–0,005	–0,164	1,336**	0,064	0,914*	–0,242	–0,006
14	0,02	–0,163	1,469***	0,071	0,796	–0,257	–0,014
15	0,035	–0,175	1,563***	0,072	0,946*	–0,245	–0,005

Примечание: указаны значения средней накопленной избыточной доходности, * p-value < 0,1, ** p-value < 0,05, *** p-value < 0,01.

Источник: составлено авторами на основании расчетов.

Таблица П4

Средняя накопленная избыточная доходность при появлении сигналов продажи

Время относительно события, мин.	ALRS	YDEX	SMLT	SBER	OZON	LKOH	ROSN
–14	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
–13	0,007	–0,012	0,052	–0,013	–0,043*	–0,01	0,019
–12	–0,002	0,006	0,112	–0,007	–0,097**	–0,031	0,005
–11	0,011	–0,017	0,094	0,086	–0,097**	–0,022	0,012
–10	–0,001	–0,164***	0,098	0,178**	–0,124	–0,01	0,004
–9	0,001	–0,268***	0,094	0,131*	–0,142***	–0,063	0,008
–8	0,001	–0,267***	0,109	0,055	–0,11***	–0,057	–0,023
–7	–0,003	–0,189***	–0,217	0,131	–0,061*	–0,041	0,013
–6	0,021	–0,307***	–0,214	0,19*	–0,127***	–0,043	0,033
–5	0,001	–0,181***	0,094	0,204	–0,126***	–0,103**	0,048
–4	–0,011	–0,147***	0,075	0,205**	–0,106***	–0,092**	0,043
–3	0,009	–0,049	–0,013	0,201**	–0,012	–0,129***	0,061
–2	–0,005	0,162	–0,001	0,333**	–0,028	–0,127***	0,061
–1	–0,034	0,212	–0,05	0,379**	–0,083	–0,151***	0,056
0	–0,235	0,254	0,294	0,556**	–0,091	–0,12	0,125
1	–0,22	0,126	0,304	0,64**	–0,024***	–0,145	–0,025
2	–0,335	0,198	0,364*	0,629**	0,038	–0,145	–0,079
3	–0,335*	0,025	0,167	0,568*	–0,045	–0,175	–0,027
4	–0,314*	–0,04	0,263	0,52*	–0,102	–0,154	0,100
5	–0,4**	0,009	0,307	0,533**	–0,175	–0,16	0,041
6	–0,315*	0,09	0,65	0,409**	–0,156**	–0,168	0,104
7	–0,215	0,085	0,619	0,315***	–0,107***	–0,155	0,098
8	–0,215	0,057	0,742*	0,267***	–0,093*	–0,099	–0,021
9	–0,314*	0,049	0,563*	0,225**	–0,118*	–0,087	–0,008
10	–0,349*	0,128	0,57*	0,261***	–0,145	–0,081	–0,009
11	–0,295	–0,171	0,238	0,372***	–0,089	–0,09	–0,004
12	–0,306	–0,132	0,272	0,225**	–0,104	–0,09	0,000
13	–0,259	–0,155	0,381	0,279***	–0,074	–0,093	–0,037
14	–0,179	–0,166	0,383	0,178	–0,034	–0,167	–0,003
15	–0,133	–0,091	0,482	0,072	–0,083	–0,101	0,053

Примечание: указаны значения средней накопленной избыточной доходности, * p-value < 0,1, ** p-value < 0,05, *** p-value < 0,01.

Источник: составлено авторами на основании расчетов.

Таблица П5

Средняя накопленная избыточная доходность при появлении сигналов удержания

Время относительно события, мин.	ALRS	YDEX	SBER	LKOH	ROSN
–14	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
–13	0,026**	–0,027	–0,039	0,015***	–0,009
–12	0,032**	0,025	–0,1	–0,206***	–0,023
–11	0,01	0,116	–0,012	–0,335***	–0,031***
–10	0,055***	0,116	0,003	–0,608***	–0,027*
–9	0,04**	0,155	–0,028***	–0,503***	0,009
–8	0,056***	0,171	–0,086***	–0,482***	–0,014
–7	0,055	0,192	–0,068***	–0,528***	0,013
–6	0,049**	0,192	–0,048*	–0,468***	–0,019
–5	0,051**	0,218	–0,04**	–0,383***	–0,005
–4	0,031	0,219	–0,039	–0,416***	–0,015
–3	0,048	0,168	–0,036	–0,457***	0,01
–2	0,054	0,184	–0,144***	–0,374***	–0,011
–1	0,028	0,161	–0,109***	–0,366***	–0,009
0	0,126	0,226*	0,023	0,047***	–0,078*
1	–0,001	0,357**	–0,009	0,369***	–0,083
2	0,069	0,419***	0,08	0,233***	–0,014
3	0,165	0,337**	0,06	0,3***	–0,014
4	0,085	0,375**	0,036	0,348***	–0,037
5	0,017	0,47**	–0,017	0,359***	–0,039
6	–0,01	0,479**	–0,068	0,259***	0,023
7	–0,036	0,442**	–0,112	0,293***	–0,005
8	–0,037	0,414**	–0,011	0,264***	–0,023
9	–0,058	0,425**	0,076	0,292***	–0,048
10	–0,144	0,451*	0,086	0,14***	0,009
11	–0,134	0,463*	0,13	0,132***	–0,027
12	–0,062	0,484**	0,055	0,082***	0,02
13	0,016	0,446**	0,059	–0,133***	0,049
14	0,008	0,42**	0,051	–0,133***	0,022
15	0,061	0,476**	0,054	–0,181***	0,054

Примечание: указаны значения средней накопленной избыточной доходности, * p-value < 0,1, ** p-value < 0,05, *** p-value < 0,01.

Источник: составлено авторами на основании расчетов.

Таблица П6

Случаи появления публикаций, содержащих сигнал, событийное окно ±7 минут

Окно: ±7 минут		Количество случаев				
		отсутствует, %	до	до и после	после	итого
В совокупности	покупка	90 (55)	14	44	15	163
	продажа	34 (48)	5	25	7	71
	удержание	25 (76)	1	4	3	33
ALRS	покупка	7 (47)	1	4	3	15
	продажа	7 (54)	0	4	2	13
	удержание	3 (60)	0	2	0	5
YDEX	покупка	15 (52)	3	7	4	29
	продажа	4 (40)	1	4	1	10
	удержание	5 (83)	0	0	1	6
SMLT	покупка	12 (43)	3	10	3	28
	продажа	1 (25)	0	2	1	4
SBER	покупка	24 (77)	0	5	2	31
	продажа	5 (45)	1	5	0	11
	удержание	1 (33)	1	0	1	3
OZON	покупка	2 (25)	3	2	1	8
	продажа	1 (33)	1	1	0	3
	удержание	1 (50)	1	0	0	2
LKOH	покупка	15 (50)	2	11	2	30
	продажа	8 (80)	0	2	0	10
	удержание	5 (83)	0	0	1	6
ROSN	покупка	15 (68)	2	5	0	22
	продажа	8 (40)	2	7	3	20
	удержание	11 (92)	0	1	0	12

Источник: составлено авторами на основании расчетов.

Таблица П7

Случаи появления публикаций, содержащих сигнал, событийное окно (–5; 15) минут

Окно: (–5;15) минут		Количество случаев				
		отсутствует	до	до и после	после	итого
В совокупности	покупка	85 (52%)	11	46	21	163
	продажа	28 (39%)	4	30	9	71
	удержание	23 (70%)	0	4	6	33
ALRS	покупка	4 (27%)	3	4	4	15
	продажа	6 (46%)	0	6	1	13
	удержание	3 (60%)	0	2	0	5
YDEX	покупка	14 (48%)	1	7	7	29
	продажа	4 (40%)	0	5	1	10
	удержание	4 (67%)	0	0	2	6
SMLT	покупка	14 (50%)	0	12	2	28
	продажа	1 (25%)	0	2	1	4
SBER	покупка	21 (68%)	1	5	4	31
	продажа	3 (27%)	1	4	3	11
	удержание	1 (33%)	0	0	2	3
OZON	покупка	3 (37%)	2	2	1	8
	продажа	1 (33%)	0	2	0	3
	удержание	1 (50%)	1	0	0	2
LKOH	покупка	16 (53%)	1	11	2	30
	продажа	6 (60%)	2	2	0	10
	удержание	4 (67%)	0	0	2	6
ROSN	покупка	13 (59%)	3	5	1	22
	продажа	7 (35%)	1	9	3	20
	удержание	11 (92%)	0	1	0	12

Источник: составлено авторами на основании расчетов.

ЛИТЕРАТУРА / REFERENCES

1. *Володин С.Н., Кунина Е.Е.* Влияние новостей на стоимость акций компаний киноиндустрии США // Вестник Московского университета. Серия 6: Экономика. 2017. № 4. С. 52–72. [*Volodin S.N., Kunina E.E.* The impact of news on stock price of the US film industry companies // Moscow University Bulletin. Series 6. Economics. 2017. No. 4. Pp. 52–72. (In Russ.).] DOI: 10.38050/01300105201743.
2. *Коноплева Ю.А., Пакова О.Н., Хакиров А.И.* Импульсивная толпа как новый способ манипуляций на фондовом рынке // Вестник Северо-Кавказского федерального университета. 2021. № 3. С. 80–85. [*Konopleva Yu.A., Pakova O.N., Khakirov A.I.* The impulsive crowd as a new way of manipulating the stock market // Bulletin of the North Caucasus Federal University. 2021. No. 3. Pp. 80–85. (In Russ.).] DOI: 10.37493/2307-907X.2021.3.10.
3. *Паул Г., Шкирко Д.* Моделирование и прогнозирование курса акций Роснефти на основе различных финансовых инструментов // Фундаментальные исследования. 2020. № 12. С. 168–174. [*Paul G., Shkirko D.* Modeling and forecasting stock price of Rosneft based on various financial instruments // The Fundamental researches. 2020. No. 12. Pp. 168–174. (In Russ.).] DOI: 10.17513/fr.42928.
4. *Скопин Д.И.* Развитие рынка цифровых валют: особенности и механизмы манипулирования // Экономика и управление: проблемы, решения. 2024. № 152 (11/1). С. 124–132. [*Skopin D.I.* Development of the digital currency market: features and mechanisms of manipulation // Economics and Management: Problems and Solutions. 2024. No. 152 (11/1). Pp. 124–132. (In Russ.).] DOI: 10.36871/ek.up.p.r.2024.11.01.015.
5. *Хазиев Г.А.* Влияние публикаций Telegram-каналов на динамику акций российского фондового рынка // Вестник НГУЭУ. 2021. № 4. С. 166–177. [*Khaziev G.A.* Influence of Telegram-Channel Publications on the Dynamics of Shares of the Russian Stock Market // Vestnik NSUEM. 2021. No. 4. Pp. 166–177. (In Russ.).] DOI: 10.34020/2073-6495-2021-4-166-177.
6. *Audrino F., Sigrist F., Ballinari D.* The impact of sentiment and attention measures on stock market volatility // International Journal of Forecasting. 2020. Vol. 36. No. 2. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2019.05.010.
7. *Bi J.* Stock Market Prediction Based on Financial News Text Mining and Investor Sentiment Recognition // Mathematical Problems in Engineering. 2022. DOI: 10.1155/2022/2427389.
8. *Borjigin S., Gao T., Sun Y., An B.* For evil news rides fast, while good news baits later? A network based analysis in Chinese stock market // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. 2020. Vol. 551. DOI: 10.1016/j.physa.2020.124593.
9. *Capelle-Blancard G., Petit A.* Every Little Helps? ESG News and Stock Market Reaction // Journal of Business Ethics. 2019. Vol. 157. No. 2. DOI: 10.1007/s10551-017-3667-3.
10. *Chan W.C.* Stock price reaction to news and no-news: Drift and reversal after headlines // Journal of Financial Economics. 2003. Vol. 70. No. 2. DOI: 10.1016/S0304-405X(03)00146-6.
11. *Cutler D.M., Poterba J.M., Summers L.H.* What moves stock prices? // The Journal of Portfolio Management. 1989. Vol. 15. No. 3. DOI: 10.3905/jpm.1989.409212.
12. *Dahal K.R., Porkhel N.R., Gaire S., Mahatara S., Joshi R.P., Gupta A., Banjade H.R.* A comparative study on effect of news sentiment on stock price prediction with deep learning architecture // PLoS ONE. 2023. Vol. 18. No. 4. DOI: 10.1371/journal.pone.0284695.

13. *Dhawan A., Putnins T.J., Rasel A.R.* Contagious Crime: How Cryptocurrency Manipulation Spills into Stocks // SSRN Electronic Journal. 2023. DOI: 10.2139/ssrn.4506293.
14. *Duarte J.J., Montenegro González S., Cruz J.C.* Predicting Stock Price Falls Using News Data: Evidence from the Brazilian Market // Computational Economics. 2021. Vol. 57. No. 1. DOI: 10.1007/s10614-020-10060-y.
15. *Enikolopov R.*[*], *Petrova M., Sonin K.*[**] Social Media and Corruption // American Economic Journal: Applied Economics. 2018. Vol. 10. No. 1. Pp. 150–174. DOI: 10.1257/app.20160089.
16. *Fedorova E.A., Afanasyev D.O., Sokolov A.V., Lazarev M.P.* Impact of disease information (Ebola and COVID19) on the pharmaceutical sector in Russia and USA // Farmakoekonomika. 2021. Vol. 14. No. 2. Pp. 213–224. DOI: 10.17749/2070-4909/farmakoekonomika.2021.054.
17. *Hao Y., Vand B., Delgado B., Baldi S.* Market Manipulation in Stock and Power Markets: A Study of IndicatorBased Monitoring and Regulatory Challenges // Energies. 2023. Vol. 16. No. 4. P. 1894. DOI: 10.3390/en16041894.
18. *Jalal N., Mehmood A., Sang Choi G., Ashraf I.* A novel improved random forest for text classification using feature ranking and optimal number of trees // Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences. 2022. Vol. 34. No. 6. Pp. 2733–2742. DOI: 10.1016/j.jksuci.2022.03.012.
19. *Joshi K., NB H., Rao J.* Stock Trend Prediction Using News Sentiment Analysis // International Journal of Computer Science and Information Technology. 2016. Vol. 8. No. 3. DOI: 10.48550/arXiv.1607.01958.
20. *La Morgia M., Mei A., Sassi F., Stefa J.* Pump and Dumps in the Bitcoin Era: Real Time Detection of Cryptocurrency Market Manipulations // 29th International Conference on Computer Communications and Networks (ICCCN). 2020. Pp. 1–9. DOI: 10.1109/ICCCN49398. 2020.9209660.
21. *Liu Q., Wang C., Zhang P., Zheng K.* Detecting stock market manipulation via machine learning: Evidence from China Securities Regulatory Commission punishment cases // International Review of Financial Analysis. 2021. Vol. 78. DOI: 10.1016/ j.irfa.2021. 101887.
22. *Mirtaheri M., AbuElHaija S., Morstatter F., Steeg G.V., Galstyan A.* Identifying and Analyzing Cryptocurrency Manipulations in Social Media // IEEE Transactions on Computational Social Systems. 2021. Vol. 8. No. 3. DOI: 10.48550/arXiv.1902.03110.
23. *Mohan S., Mullapudi S., Sammeta S., Vijayvergia P.* Stock price prediction using news sentiment analysis // Conference Paper. 2019. DOI: 10.1109/BigDataService.2019.00035.
24. *Nghiem H., Muric G., Morsatter F., Ferrara E.* Detecting cryptocurrency pump-and-dump frauds using market and social signals // Expert Systems with Applications. 2021. Vol. 182. DOI: 10.1016/j.eswa.2021.115284.
25. *Nizzoli L., Tardelli S., Avvenuti M., Cresci S., Tesconi M., Ferrara E.* Charting the Landscape of Online Cryptocurrency Manipulation // IEEE Access. 2020. Vol. 8. Pp. 113230–113245. DOI: 10.48550/arXiv.2001.10289.
26. *Prastyo D., Sudjati I.* Value-at-Risk Modeling on Stock Return with Exogenous Variables using ARMAXGARCHX Approach // Journal of Physics: Conference Series. 2018. Vol. 1028. No. 1. P. 012225. DOI: 10.1088/1742-6596/1028/1/012225.
27. *Renault T.* Pump-and-dump or news? Stock market manipulation on social media // Institute of Scientific Economy and Management. 2018.

* Enikolopov R. признан в РФ иностранным агентом.
** Sonin K. признан в РФ иностранным агентом.

28. *Seong N., Nam K.* Predicting stock movements based on financial news with segmentation // Expert Systems with Applications. 2021. Vol. 164. DOI: 10.1016/j.eswa.2020.113988.
29. *Kogan S., Moskowitz T.J., Niessner M.* Social Media and Financial News Manipulation // Review of Finance. 2023. Vol. 27. No. 4. Pp. 1229–1268. DOI: 10.1093/rof/rfac058.
30. *Tetlock P.C.* Giving content to investor sentiment: The role of media in the stock market // Journal of Finance. 2007. Vol. 62. No. 3. DOI: 10.2139/ssrn.685145.
31. *Zaghloul W., Lee S.M., Trimi S.* Text classification: Neural networks vs support vector machines // Industrial Management and Data Systems. 2009. Vol. 109. No. 5. Pp. 708–717. DOI: 10.1108/02635570910957669.

Дата поступления рукописи: *11.11.2025 г.*
Дата принятия к публикации: *24.02.2026 г.*

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Бобровник Федор Евгеньевич – магистрант экономического факультета МГУ имени М.В. Ломоносова, Москва, Россия
ORCID: 0009-0008-5965-6385
bobrovnikf9@gmail.com

Виноградова Ольга Сергеевна – кандидат экономических наук, доцент кафедры финансов и кредита экономического факультета МГУ им. М.В. Ломоносова, Москва, Россия
ORCID: 0000-0002-9575-9794
o.s.vinogradova1@gmail.com

Мирзоян Ашот Гамлетович – старший преподаватель кафедры экономики инноваций экономического факультета МГУ им. М.В. Ломоносова, Москва, Россия
ORCID: 0009-0005-9275-0099
kell56@yandex.ru

ABOUT THE AUTHORS

Fedor E. Bobrovnik – Master's Student at the Faculty of Economics, Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russia
ORCID: 0009-0008-5965-6385
bobrovnikf9@gmail.com

Olga S. Vinogradova – Cand. Sci. (Econ.), Associate Professor of the Department of Finance and Credit, Faculty of Economics, Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russia
ORCID: 0000-0002-9575-9794
o.s.vinogradova1@gmail.com

Ashot G. Mirzoyan – Senior Lecturer of the Department of Innovations in Economics, Faculty of Economics, Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russia
ORCID: 0009-0005-9275-0099
kell56@yandex.ru

ЗАЯВЛЕННЫЙ ВКЛАД АВТОРОВ
Ф.Е. Бобровник – сбор статистических данных, критический анализ литературы, табличное и графическое представление результатов, выполнение численных расчетов.
О.С. Виноградова – постановка проблемы, разработка концепции статьи.
А.Г. Мирзоян – описание результатов и формирование выводов исследования.

AUTHOR'S DECLARED CONTRIBUTION
F.E. Bobrovnik – collection of statistical data, critical analysis of literature, tabular and graphical representation of the results, performing numerical calculations.
O.S. Vinogradova – problem statement, development of the concept of the article.
A.G. Mirzoyan – description of the results and formation of conclusions of the study.

THE ASSOCIATION BETWEEN PUBLICATIONS OF INVESTMENT TELEGRAM CHANNELS AND STOCK RETURNS OF PUBLIC RUSSIAN COMPANIES

This study examines the need to regulate investment Telegram channels that publish not only financial news but also signals. A sample of five Russian channels with recommendations, strategies, and portfolio demonstrations was used for the analysis. The impact of publications on the share profitability of public companies was assessed using text processing methods, machine learning (Support Vector Machine, Random Forest, Neural networks) and econometric approaches (ARIMAX, Event Study). The publications were classified into four types of signals: no signal, buy, sell or hold. Four types of publications about stock price changes were identified. In 11% of cases, publications with a signal caused a change in the share price. This confirms that large channels can influence the market, but the proportion of such cases is small. The authors conclude that the need for strict regulation of Telegram channels is still insignificant.

Keywords: *stock market regulation, stock price dynamics, investment signals, event analysis, excess profitability, Russian stock market, impact of social networks, private investors, Telegram channels, econometric modeling.*

JEL: C32, C53, C61, G14, G17.