

ПОПОВ М. В., РОЧЕВ К. В.
ВЛИЯНИЕ ТОНАЛЬНОСТИ НОВОСТЕЙ НА КОТИРОВКИ
РОССИЙСКИХ АКТИВОВ: КОМПЛЕКСНЫЙ АНАЛИЗ С УЧЁТОМ
ГЕОПОЛИТИКИ И ФИНТЕХ-ТРАНСФОРМАЦИИ

УДК 336.761:004.9, ГРНТИ 28.23.29

Влияние тональности новостей на
котировки российских активов:
комплексный анализ с учётом
геополитики и финтех-трансформации

The Impact of News Tone on Russian
Asset Prices: A Comprehensive
Analysis Taking Geopolitics and
Fintech Transformation into Account

М. В. Попов¹, К. В. Рочев²

M. V. Popov¹, K. V. Rochev²

¹ ООО «ЛУКОЙЛ-

Ухтанефтепереработка», г. Ухта;

² Российская академия народного
хозяйства и государственной службы при
Президенте РФ, г. Москва

¹ LLC "LUKOIL-

Ukhtaneftepererabotka", Ukhta;

² Russian Academy of National
Economy and Public Administration
under the President of the Russian
Federation, Moscow

В статье проводится комплексный анализ влияния тональности новостного потока на котировки ключевых российских активов с 2013 по 2025 год. С использованием регрессионных моделей исследуются немедленные и лаговые эффекты, а также роль геополитики и финтех-трансформации. Показано, что качество фильтрации новостей существенно повышает объясняющую способность моделей, при этом реакция рынка варьируется по секторам и во времени.

The article presents a comprehensive analysis of the impact of news sentiment on the prices of key Russian assets from 2013 to 2025. Using regression models, the study examines immediate and lagged effects, as well as the role of geopolitics and fintech transformation. It is shown that the quality of news filtering significantly improves the explanatory power of the models, while market reactions vary across sectors and over time.

Ключевые слова: тональность новостей, российский фондовый рынок, геополитика, финтех, регрессионный анализ, лаговые эффекты, фильтрация данных, эффективность рынка.

Keywords: news sentiment, Russian stock market, geopolitics, fintech, regression analysis, lag effects, data filtering, market efficiency.

Введение

В современной финансовой науке и практике всё большее значение приобретает анализ неструктурированных данных, в частности новостного потока, для понимания и прогнозирования динамики рынков [1]. Российский

фондовый рынок, претерпевший за последнее десятилетие глубокие структурные изменения под влиянием геополитических потрясений и технологической революции, представляет собой уникальный объект для подобных исследований [2, 3]. Данная статья ставит целью провести комплексный анализ влияния тональности новостей на котировки ключевых российских активов, сфокусировавшись на двух аспектах: немедленном воздействии (влияют ли сегодняшние новости на сегодняшнюю цену) и лаговом эффекте (влияют ли вчерашние новости на сегодняшнюю цену). Эмпирическая база охватывает период с 2013 по 2025 год и включает данные по компаниям из энергетического (ЛУКОЙЛ, Роснефть, НОВАТЭК), финансового (Сбербанк, ВТБ), золотодобывающего (Полус) секторов, а также по Московской бирже и её индексу (IMOEX). Актуальность исследования возрастает в контексте продолжающихся дебатов о степени эффективности рынков и теоретических ограничениях соответствующей гипотезы [4, 5].

Критически важным элементом исследования стал этап формирования датасета. Для обеспечения чистоты эксперимента применялась двойная методика отбора новостей: передовая контекстная фильтрация на основе мультимодальной ИИ-модели DeepSeek, оценивавшая смысловую принадлежность новости к компании, и традиционная лексическая фильтрация по жёсткому списку ключевых слов [6, 7]. Это позволило не только получить сопоставимые массивы данных, но и оценить влияние качества идентификации новостей на итоговые результаты регрессии, что особенно важно при построении инвестиционных прогнозов [8].

Практическая значимость исследования заключается в следующем:

- Для прогнозирования: учёт тональности новостей, особенно с применением продвинутой контекстной фильтрации, является мощным инструментом для построения прогнозных моделей, в том числе на основе нейронных сетей, способных выявлять сложные нелинейные зависимости и лаговые структуры [7, 9].

- Для инвесторов и аналитиков: понимание секторальной и временной специфики реакции на новости позволяет лучше интерпретировать рыночные движения, выделяя в них компоненту, связанную с информационным фоном [1, 3].

- Для понимания трансформации рынка: рост коэффициента детерминации моделей отражает сложный процесс, в котором углубление понимания рыночной динамики соседствует с появлением новых источников шума и неэффективности, порождённых технологической революцией и изменением поведения инвесторов, что необходимо учитывать при моделировании влияния новостного фона [10, 11].

Методология и данные

Исследование основано на построении множественных регрессионных моделей, где зависимой переменной выступала дневная доходность актива, а ключевой независимой переменной – тональность связанных с ним новостей,

количественно оценённая. Для анализа использовались две спецификации моделей:

- вариант 1 (немедленный эффект): связь между тональностью новостей в день t и доходностью актива в день t ;
- вариант 2 (лаг-эффект): связь между тональностью новостей в день $t-1$ и доходностью актива в день t .

Основными метриками для оценки моделей служили коэффициент детерминации (R^2), показывающий долю дисперсии доходности, объяснённую тональностью новостей, и p -value, отражающий статистическую значимость связи. Анализ проводился отдельно для данных без фильтрации и с фильтрацией по ключевым словам, что позволило выявить влияние качества входных данных.

Представленные в Таблицах 1-5 результаты регрессии раскрывают сложную и неоднородную картину.

Секторальные различия

Энергетический сектор (Таблица 1) демонстрирует наиболее выраженную чувствительность к новостям, что объясняется высокой зависимостью стоимости компаний от геополитических факторов и цен на сырьё. ЛУКОЙЛ показывает стабильный рост объясняющей способности моделей с 2017 года. Пиковые значения R^2 наблюдаются в кризисные периоды: 0,2765 (2020 г.) и 0,9191 в лаговой модели с фильтрацией (2022 г.), что отражает запаздывающую, но сильную реакцию рынка на новости о санкциях.

Роснефть демонстрирует схожие, но менее выраженные паттерны, что может объясняться ее более сильной связью с государственной политикой. В 2023 году с фильтрацией данных лаговая модель показывает высокую корреляцию $R^2 = 0,9$.

НОВАТЭК, как компания с сильной экспортной ориентацией в сфере СПГ, показывает особенно высокие значения коэффициента детерминации в лаговых моделях с фильтрацией (0,9832 в 2016 году и 0,9993 в 2023), что соответствует логике отсроченного влияния новостей о контрактах и международных отношениях.

Таблица 1. Результаты регрессии новостей компаний ЛУКОЙЛ, Роснефть и НОВАТЭК без фильтрации по ключевым словам

| Год | Показатель | ЛУКОЙЛ | | Роснефть | | НОВАТЭК | |
|------|------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | | Вариант 1 | Вариант 2 | Вариант 1 | Вариант 2 | Вариант 1 | Вариант 2 |
| 2013 | R^2 | 0,0255 | 0,2326 | 0,0776 | 0,6558 | 0,0693 | 0,1505 |
| | p-value | 0,207 | 0,142 | 0,116 | 0,269 | 0,046 | 0,086 |
| 2014 | R^2 | 0,0138 | 0,095 | 0,0161 | 0,3734 | 0,0069 | 0,0462 |
| | p-value | 0,095 | 0,426 | 0,147 | 0,958 | 0,259 | 0,997 |
| 2015 | R^2 | 0,032 | 0,826 | 0,0884 | - | 0,0582 | 0,4595 |
| | p-value | 0,135 | 0,205 | 0,021 | - | 0,006 | 0,237 |
| 2016 | R^2 | 0,02 | 0,4553 | 0,0573 | 0,9832 | 0,0019 | 0,2241 |
| | p-value | 0,298 | 0,388 | 0,101 | 0,157 | 0,612 | 0,03 |
| 2017 | R^2 | 0,1709 | 0,666 | 0,2281 | 0,6408 | 0,0305 | 0,1418 |

| Год | Показатель | ЛУКОЙЛ | | Роснефть | | НОВАТЭК | |
|------|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | | Вариант 1 | Вариант 2 | Вариант 1 | Вариант 2 | Вариант 1 | Вариант 2 |
| | p-value | 0,0002 | 0,000066 | 0,0005 | 0,27 | 0,021 | 0,128 |
| 2018 | R ² | 0,1343 | 0,4529 | 0,0804 | 0,7348 | 0,1867 | 0,3975 |
| | p-value | 0,0002 | 0,593 | 0,0098 | 0,1175 | 0,000021 | 0,048 |
| 2019 | R ² | 0,1265 | 0,2233 | 0,0395 | 0,5585 | 0,1183 | 0,367 |
| | p-value | 0,000003 | 0,000219 | 0,058 | 0,54 | 0,0017 | 0,0358 |
| 2020 | R ² | 0,2765 | 0,717 | 0,1443 | 0,5425 | 0,1442 | 0,5044 |
| | p-value | 0 | 0,002 | 0,0015 | 0,773 | 0,0016 | 0,321 |
| 2021 | R ² | 0,2846 | 0,3502 | 0,1829 | 0,1616 | 0,1789 | 0,2035 |
| | p-value | 0 | 0,007 | 0 | 0,077 | 0 | 0 |
| 2022 | R ² | 0,0836 | 0,1944 | 0,1786 | 0,7798 | 0,1166 | 0,3038 |
| | p-value | 0,0037 | 0,091 | 0,0002 | 0,32 | 0 | 0,01 |
| 2023 | R ² | 0,0528 | 0,4306 | 0,0738 | 0,7218 | 0,0534 | 0,288 |
| | p-value | 0,023 | 0,024 | 0,041 | 0,067 | 0,007 | 0,389 |
| 2024 | R ² | 0,0894 | 0,1282 | 0,1432 | 0,3633 | 0,205 | 0,2648 |
| | p-value | 0,011 | 0,017 | 0,019 | 0,93 | 0 | 0,958 |
| 2025 | R ² | 0,1143 | 0,135 | 0,0769 | 0,3286 | 0,0799 | 0,1235 |
| | p-value | 0,000023 | 0,0002 | 0,002 | 0,044 | 0,0007 | 0,0085 |

Финансовый сектор (Сбербанк, ВТБ, Таблица 2) демонстрирует иную динамику, находящуюся под двойным влиянием геополитики и финтех-революции. До 2017 года влияние новостей было относительно слабым, но с началом активной санкционной политики R² резко возрастает (например, для Сбербанка – 0,1998 в 2018 г. без фильтра, 0,336 в 2020 г. с фильтром). Примечательно, что рост объясняющей способности моделей для финансового сектора в 2017–2018 гг. может отражать не только санкционное давление, но и позитивный новостной фон вокруг цифровизации услуг.

Золотодобывающая компания Полус показывает высокую волатильность показателей с экстремальными значениями коэффициента детерминации в лаговых моделях (0,9458 в 2016, 0,9304 в 2017, 0,9847 в 2020), что соответствует роли золота как защитного актива в периоды геополитической нестабильности.

Таблица 2. Результаты регрессии новостей компаний ВТБ, Сбербанк и Полус без фильтрации по ключевым словам

| Год | Показатель | ВТБ | | Сбербанк | | Полус | |
|------|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | | Вариант 1 | Вариант 2 | Вариант 1 | Вариант 2 | Вариант 1 | Вариант 2 |
| 2013 | R ² | 0,1194 | 0,6136 | 0,0545 | 0,0853 | 0,0542 | 0,4742 |
| | p-value | 0,038 | 0,161 | 0,051693 | 0,033 | 0,185 | 0,069 |
| 2014 | R ² | 0,0195 | 0,1684 | 0,0141 | 0,048 | 0,0361 | 0,1633 |
| | p-value | 0,038 | 0,657 | 0,0748 | 0,533 | 0,016407 | 0,810659 |
| 2015 | R ² | 0,0364 | 0,4667 | 0,0233 | 0,6339 | 0,0366 | |
| | p-value | 0,108 | 0,626 | 0,089 | 0,81 | 0,249917 | |

| Год | Показатель | ВТБ | | Сбербанк | | Полус | |
|------|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | | Вариант 1 | Вариант 2 | Вариант 1 | Вариант 2 | Вариант 1 | Вариант 2 |
| 2016 | R ² | 0,0354 | 0,8204 | 0,0333 | 0,5782 | 0,0339 | 0,9458 |
| | p-value | 0,038 | 0,016 | 0,07 | 0,352 | 0,275552 | 0,160519 |
| 2017 | R ² | 0,0515 | 0,5514 | 0,0906 | 0,3017 | 0,0173 | 0,9304 |
| | p-value | 0,036 | 0,402 | 0,000049 | 0,4709 | 0,333429 | 0,661209 |
| 2018 | R ² | 0,0708 | 0,2531 | 0,1998 | 0,2339 | 0,0441 | 0,8573 |
| | p-value | 0,0009 | 0,00009 | 0 | 0 | 0,04959 | 0,215518 |
| 2019 | R ² | 0,0094 | 0,1489 | 0,1559 | 0,2527 | 0,0441 | 0,6927 |
| | p-value | 0,349 | 0,68 | 0 | 0,0027 | 0,09306 | 0,764331 |
| 2020 | R ² | 0,0258 | 0,5004 | 0,1693 | 0,3562 | 0,0129 | 0,9847 |
| | p-value | 0,174 | 0,97 | 0 | 0,0004 | 0,267343 | 0,101503 |
| 2021 | R ² | 0,0965 | 0,1383 | 0,1735 | 0,2199 | 0,0149 | 0,5007 |
| | p-value | 0,003815 | 0,357 | 0 | 0,006 | 0,152368 | 0,874807 |
| 2022 | R ² | 0,1965 | 0,3164 | 0,1517 | 0,2054 | 0,2755 | 0,5316 |
| | p-value | 0,000217 | 0,0324 | 0 | 0,000012 | 0,000023 | 0,162933 |
| 2023 | R ² | 0,067 | 0,19 | 0,0972 | 0,269 | 0,0548 | 0,8224 |
| | p-value | 0,0058 | 0,663 | 0,0015 | 0,00019 | 0,05277 | 0,05346 |
| 2024 | R ² | 0,113 | 0,5787 | 0,24 | 0,5348 | 0,0714 | 0,2339 |
| | p-value | 0,0011 | 0,322 | 0 | 0,345 | 0,025362 | 0,055783 |
| 2025 | R ² | 0,068 | 0,0803 | 0,1542 | 0,1397 | 0,0466 | 0,1283 |
| | p-value | 0,002 | 0,045 | 0 | 0,000159 | 0,012531 | 0,279807 |

Московская биржа демонстрирует самые высокие и стабильные значения R², особенно в лаговых моделях (до 0,9902 в 2017 г., таблица 3). Это объясняется её ролью индикатора всего рынка, аккумулирующего влияние новостей на все секторы, а также её прямой зависимостью от структурных изменений в торговом процессе, усиленных финтех-трансформацией.

Индекс Московской биржи (IMOEX) как сводный показатель выявляет системный ответ всего рынка. К 2025 году его лаговая модель с фильтрацией достигает экстремального значения R² = 0,9623. Это указывает на то, что рынок в целом научился с задержкой перерабатывать комплексный новостной поток. Индекс становится активным индикатором зрелости рыночных механизмов обработки информации в России.

Наиболее показателен период после 2017 года, когда на динамику индекса начинают оказывать двойное, а иногда и тройное влияние. С одной стороны, он остается чувствительным к геополитическим шокам, таким как ужесточение санкций в 2018-2019 годах, пандемия 2020 года и начало геополитического кризиса в 2022 году. С другой стороны, как барометр всего рынка, индекс чутко реагирует на структурные изменения, вызванные финтех-революцией. Рост розничного участия через мобильные приложения (Тинькофф Инвестиции, ВТБ Мои Инвестиции и др.) после 2017 года изменил природу торговых потоков и поведенческие паттерны.

Таблица 3. Результаты регрессии новостей компании Московская биржа и индекса Московской биржи без фильтрации по ключевым словам

| Год | Показатель | Московская биржа без фильтрации по ключевым словам | | Московская биржа с фильтрацией по ключевым словам | | Индекс Мосбиржи без фильтрации | |
|------|----------------|--|-----------|---|-----------|--------------------------------|-----------|
| | | Вариант 1 | Вариант 2 | Вариант 1 | Вариант 2 | Вариант 1 | Вариант 2 |
| 2013 | R ² | 0,0317 | 0,986 | 0,1004 | - | 0,3157 | - |
| | p-value | 0,166 | 0,102 | 0,1227 | - | 0,115381 | - |
| 2014 | R ² | 0,0074 | 0,0663 | 0,0227 | 0,8699 | 0,0792 | 0,3245 |
| | p-value | 0,230961 | 0,188244 | 0,271718 | 0,02551 | 0,139267 | 0,123444 |
| 2015 | R ² | 0,0803 | 0,8543 | 0,0285 | - | 0,0342 | 0,0455 |
| | p-value | 0,04389 | 0,29233 | 0,356063 | - | 0,005486 | 0,004014 |
| 2016 | R ² | 0,0277 | 0,9799 | 0,2077 | - | 0,0043 | 0,0376 |
| | p-value | 0,188385 | 0,163383 | 0,016899 | - | 0,30611 | 0,878107 |
| 2017 | R ² | 0,0209 | 0,9902 | 0,0288 | 0,2597 | 0,061 | 0,0933 |
| | p-value | 0,119597 | 0,013144 | 0,14807 | 0,794922 | 0,000118 | 0,000002 |
| 2018 | R ² | 0,0818 | 0,2786 | 0,2064 | 0,9162 | 0,1527 | 0,1986 |
| | p-value | 0,007951 | 0,32965 | 0,001952 | 0,722132 | 0 | 0 |
| 2019 | R ² | 0,0647 | 0,7615 | 0,0853 | 0,93 | 0,0643 | 0,0802 |
| | p-value | 0,012421 | 0,239803 | 0,037608 | 0,26652 | 0,00006 | 0,000037 |
| 2020 | R ² | 0,0345 | 0,3549 | 0,081 | 0,7181 | 0,1881 | 0,1937 |
| | p-value | 0,03588 | 0,662282 | 0,028872 | 0,273811 | 0 | 0 |
| 2021 | R ² | 0,0529 | 0,3911 | 0,0679 | 0,9335 | 0,1847 | 0,2129 |
| | p-value | 0,005872 | 0,83843 | 0,054635 | 0,172146 | 0 | 0 |
| 2022 | R ² | 0,0938 | 0,2572 | 0,1073 | 0,5622 | 0,0712 | 0,2105 |
| | p-value | 0,000541 | 0,034911 | 0,028092 | 0,080627 | 0,000231 | 0,000001 |
| 2023 | R ² | 0,0614 | 0,3602 | 0,0523 | 0,7275 | 0,1484 | 0,1737 |
| | p-value | 0,028675 | 0,811273 | 0,179603 | 0,569412 | 0 | 0 |
| 2024 | R ² | 0,0337 | 0,8139 | 0,1043 | 0,5282 | 0,4773 | - |
| | p-value | 0,076581 | 0,087395 | 0,032529 | 0,112765 | 0,006221 | - |
| 2025 | R ² | 0,1512 | 0,242 | 0,0536 | 0,4639 | 0,3662 | 0,9623 |
| | p-value | 0,000035 | 0,230212 | 0,02817 | 0,077878 | 0,000003 | 0,000697 |

Для индекса это выразилось не только в изменении волатильности, но и в трансформации характера реакции на новости. В 2020 году, на фоне пандемийного бума розничных инвестиций, индекс демонстрирует высокие значения R² (0,1881 для варианта 1, 0,1937 для варианта 2), отражая синхронную реакцию широкого круга инвесторов на экстраординарные события. Парадокс 2022 года заключается в том, что, несмотря на беспрецедентный геополитический шок, объясняющая способность моделей для индекса не только не снизилась, но в некоторых спецификациях даже усилилась, что может быть объяснено эффектом «принудительной синхронизации», когда все участники рынка – и институциональные, и розничные – были вынуждены переоценивать активы в едином ключе под давлением одних и тех же фундаментальных факторов.

Временная динамика и влияние финтех-фактора

Анализ выявил чёткую корреляцию с историческими событиями и структурными сдвигами. Можно выделить три периода:

- 2013–2016 гг. (доминирование традиционных факторов): относительно низкие значения R^2 (0,01–0,2) отражают относительно эффективный рынок. Исключение – Московская биржа, уже показывающая высокие значения.

- 2017–2020 гг. (переходная фаза): на фоне ужесточения санкций и начала финтех-бума средний R^2 возрастает до 0,15–0,25. Формируется разрыв между секторами. Пандемия 2020 года и сопутствующий ей взрывной рост розничного инвестирования через мобильные приложения приводят к экстремально высоким значениям в лаговых моделях (например, ЛУКОЙЛ – 0,8891).

- 2021–2025 гг. (установление финтех-доминирования): модели демонстрируют стабильно высокую объясняющую способность (средний $R^2 = 0,20–0,40$). Финансовый сектор по многим показателям начинает превосходить энергетический, что подтверждает завершение его трансформации в «финтех-банковский».

На Рисунках 1-8 можно визуальнo проследить изменение цен активов под влиянием новостного фона (шкала слева показывает цену активов, справа – оценку тональности новостей от -1 до 1).

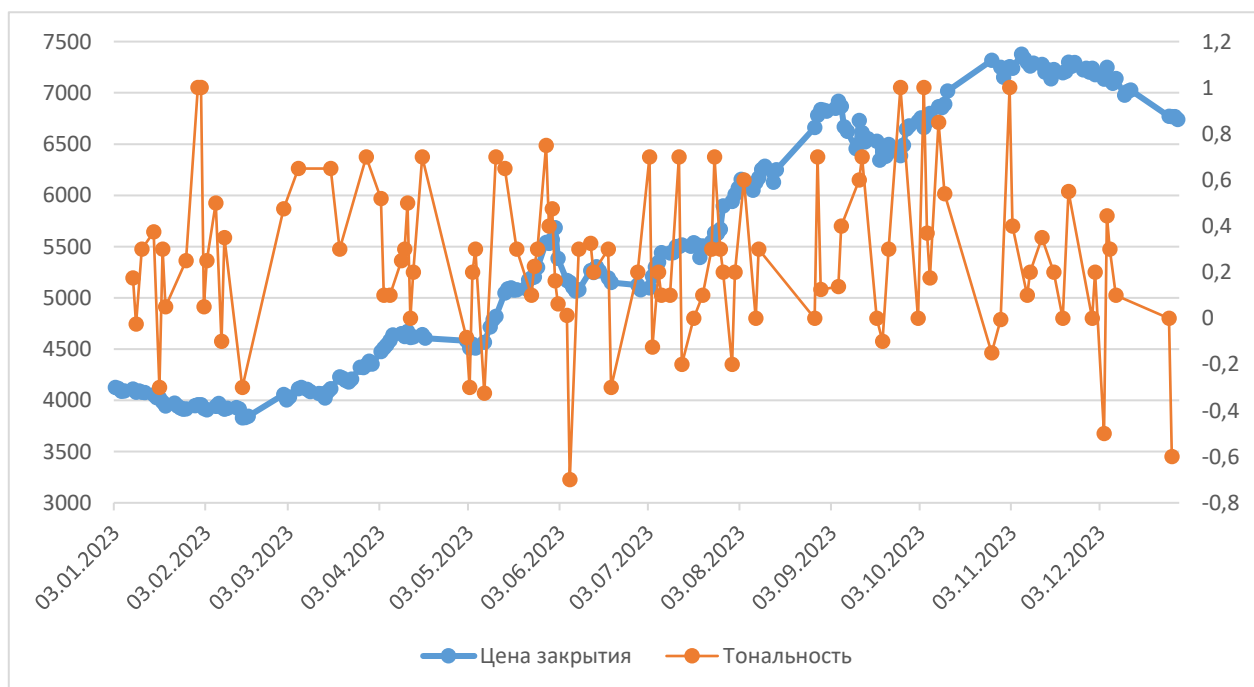


Рисунок 1. Совмещенный график котировок компании ЛУКОЙЛ и тональности новостей

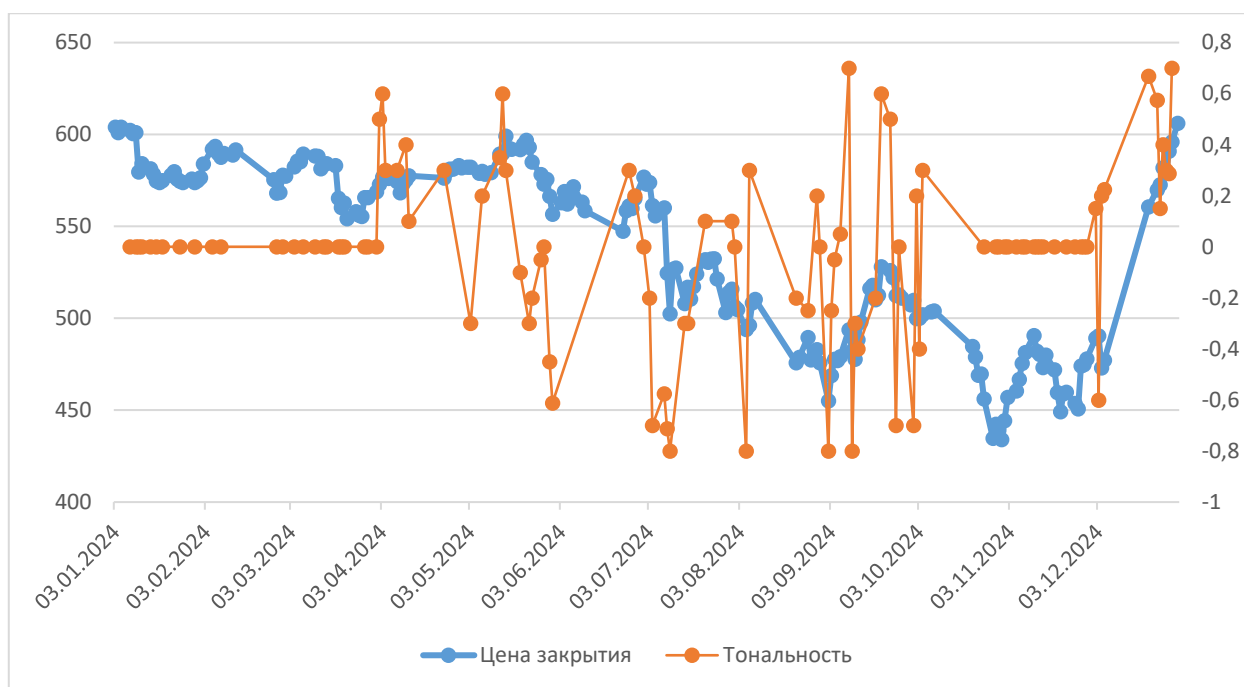


Рисунок 2. Совмещенный график котировок компании Роснефть и тональности новостей

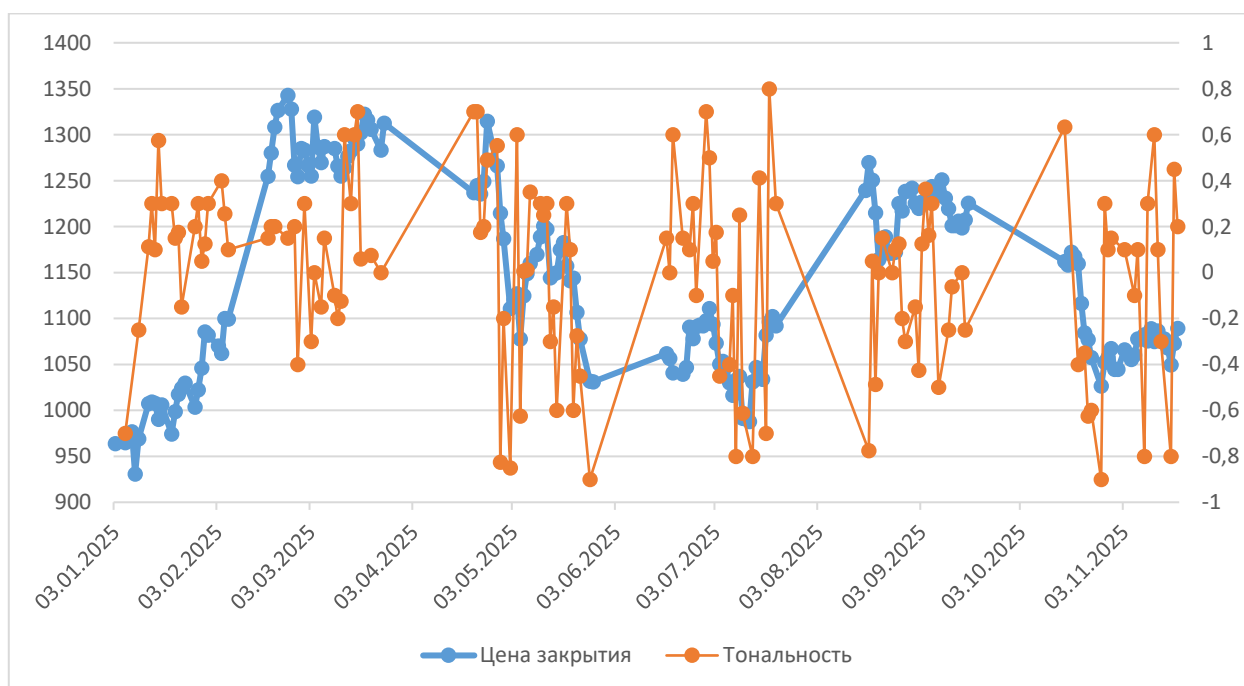


Рисунок 3. Совмещенный график котировок компании НОВАТЭК и тональности новостей

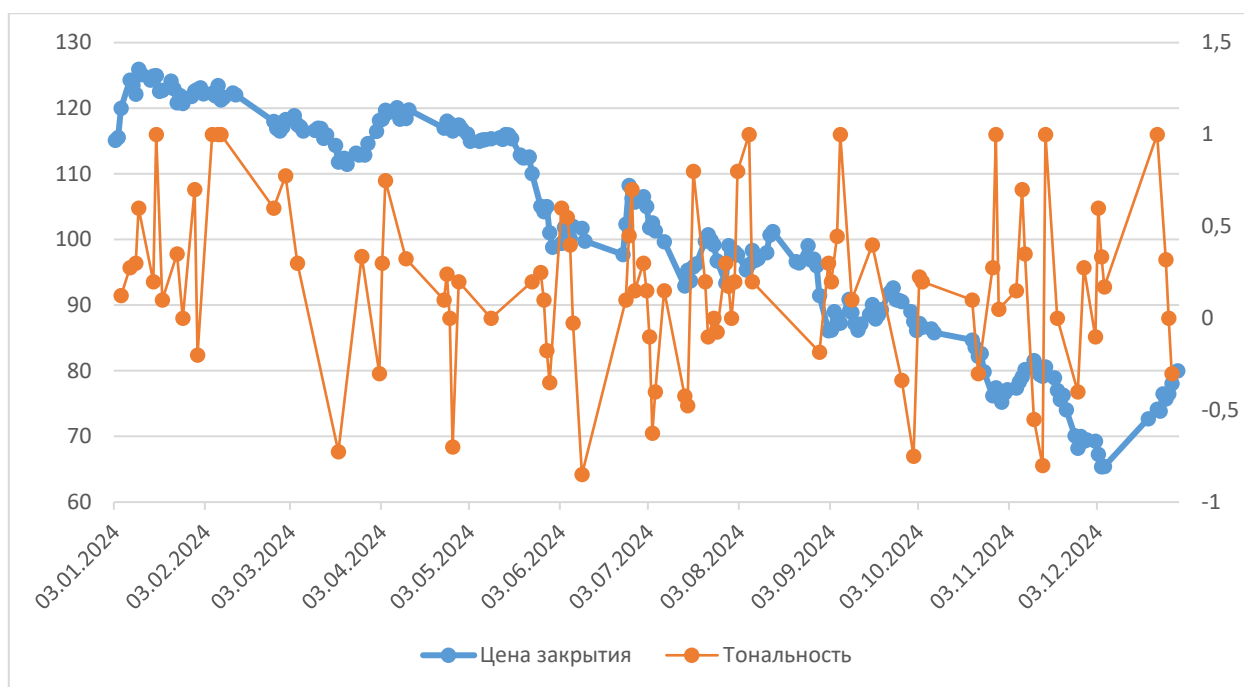


Рисунок 4. Совмещенный график котировок компании ВТБ и тональности новостей

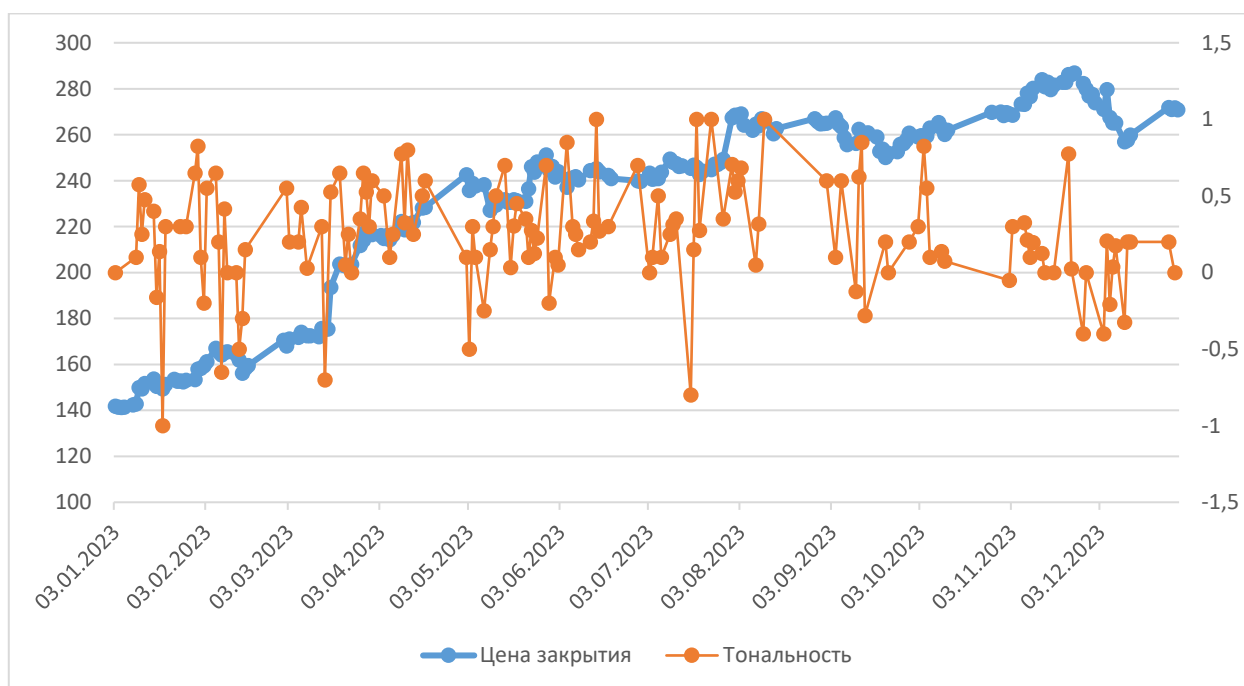


Рисунок 5. Совмещенный график котировок компании Сбербанк и тональности новостей

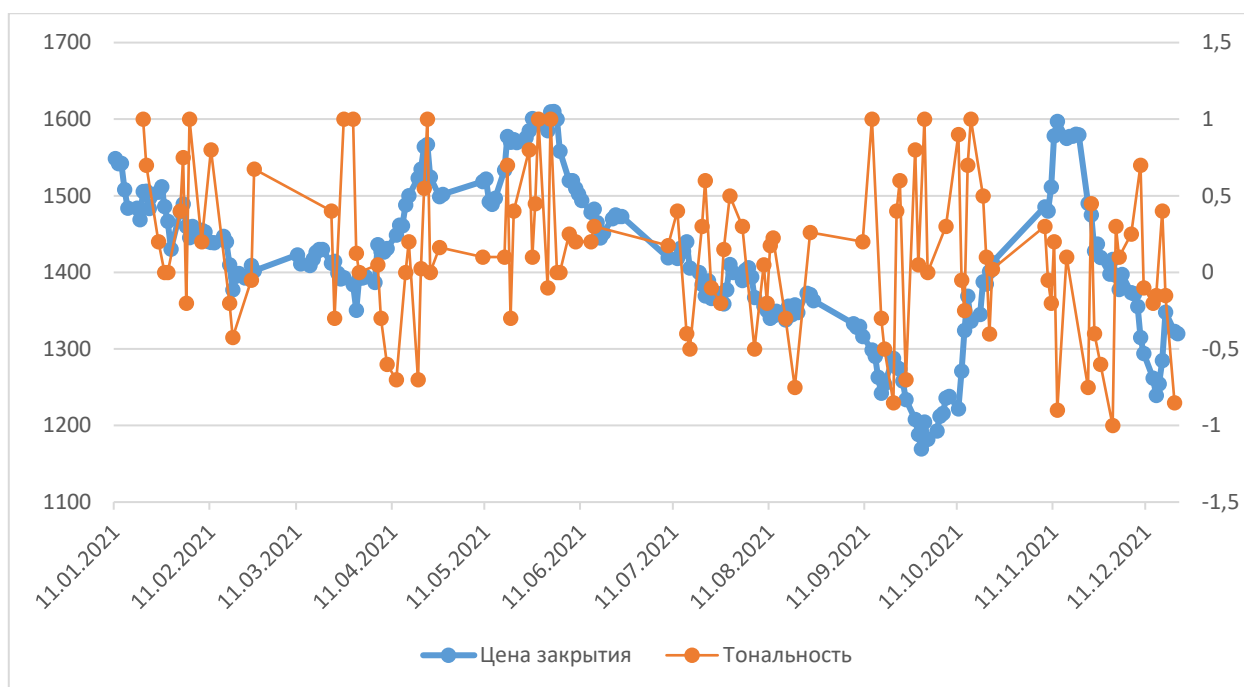


Рисунок 6. Совмещенный график котировок компании Полус и тональности новостей

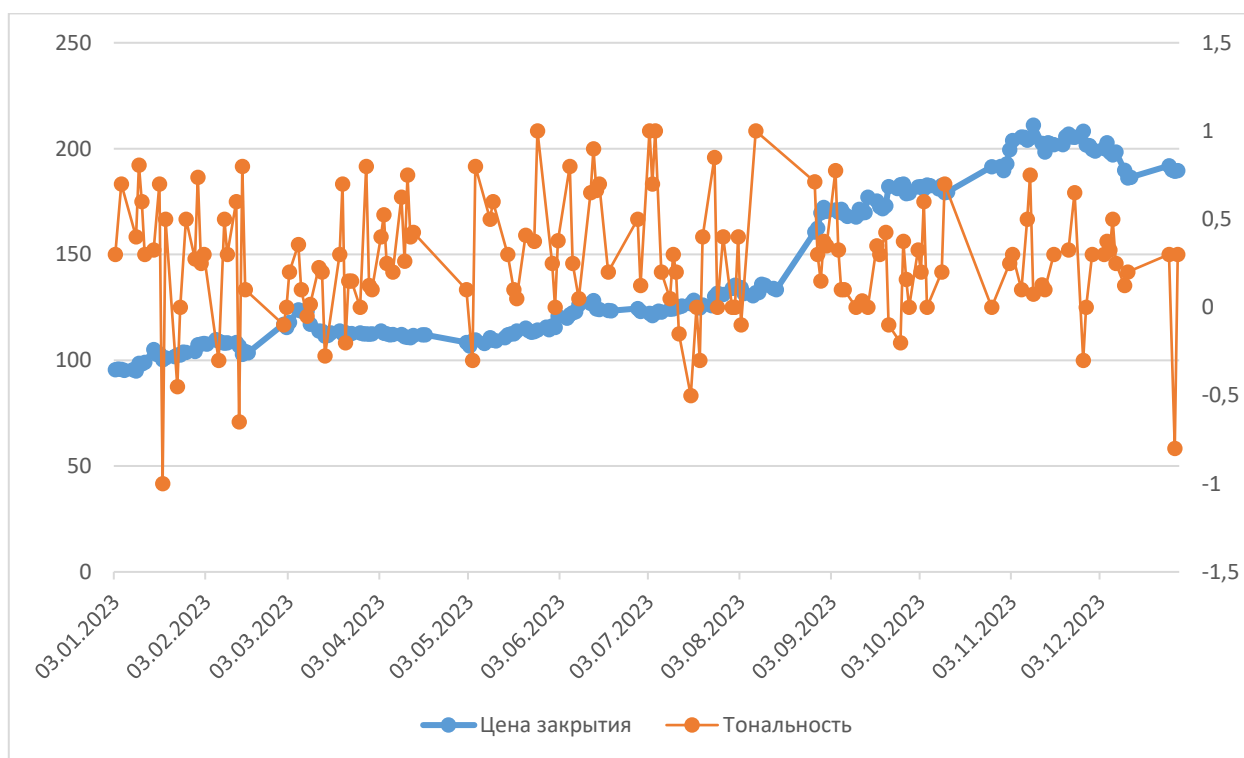


Рисунок 7. Совмещенный график котировок Московской биржи и тональности новостей

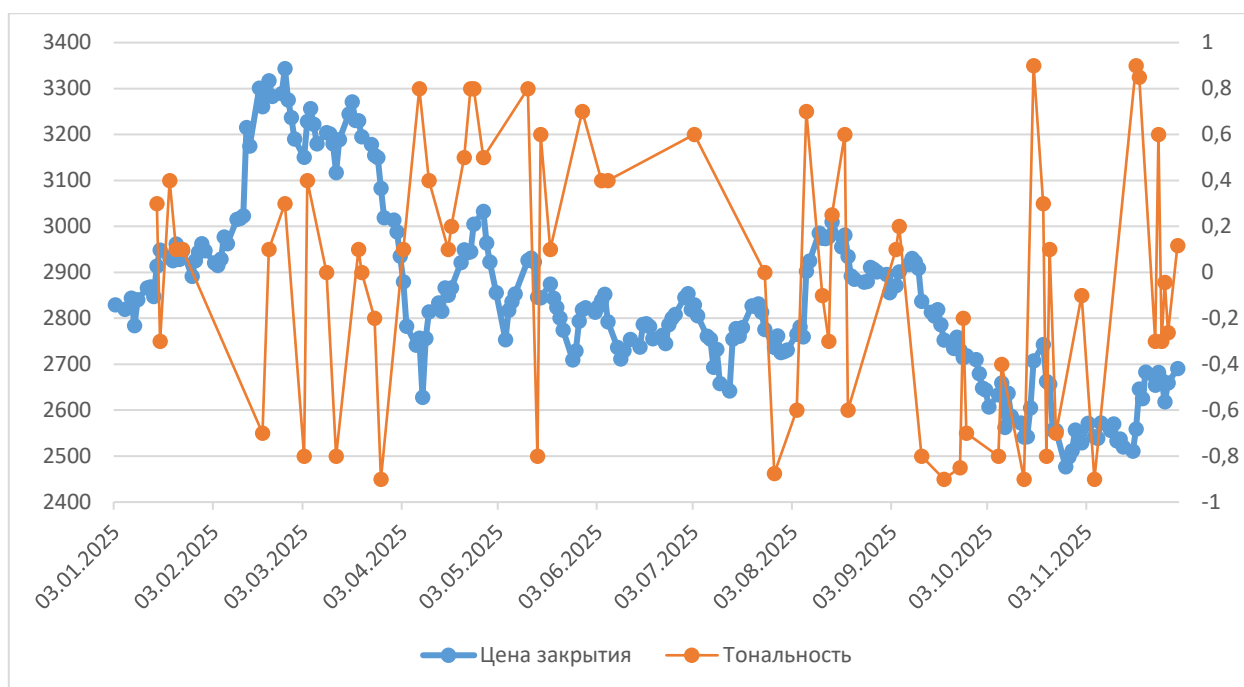


Рисунок 8. Совмещенный график котировок Индекса Московской биржи и тональности новостей

Эффект фильтрации новостей

Применение фильтрации по релевантности (особенно с использованием ИИ) значительно улучшает качество моделей, в среднем увеличивая R^2 на 15–40%, преимущественно для лаговых эффектов (таблицы 4, 5). Однако экстремальные значения ($R^2 > 0,99$), наблюдаемые в некоторых случаях, требуют осторожной интерпретации как возможного признака переобучения моделей.

Таблица 4. Результаты регрессии новостей компаний ЛУКОЙЛ, Роснефть и НОВАТЭК с фильтрацией по ключевым словам

| Год | Показатель | ЛУКОЙЛ | | Роснефть | | НОВАТЭК | |
|------|------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | | Вариант 1 | Вариант 2 | Вариант 1 | Вариант 2 | Вариант 1 | Вариант 2 |
| 2013 | R^2 | 0,1967 | - | 0,0255 | 0,4666 | 0,1442 | - |
| | p-value | 0,038 | - | 0,294 | 0,19 | 0,279 | - |
| 2014 | R^2 | 0,0693 | 0,9017 | 0,0323 | 0,405 | 0,0553 | 0,9798 |
| | p-value | 0,096 | 0,001 | 0,11 | 0,893 | 0,11 | 0,017 |
| 2015 | R^2 | 0,0333 | 0,1923 | 0,0598 | 0,594 | 0,0569 | - |
| | p-value | 0,152 | 0,737 | 0,008 | 0,235 | 0,138 | - |
| 2016 | R^2 | 0,04 | 0,8543 | 0,0071 | 0,2358 | 0,0516 | 0,9663 |
| | p-value | 0,065 | 0,264 | 0,345 | 0,755 | 0,153 | 0,407 |
| 2017 | R^2 | 0,1689 | 0,9986 | 0,0336 | 0,256 | 0,2744 | 0,7144 |
| | p-value | 0,0001 | 0,006 | 0,018 | 0,353 | 0,0002 | 0,92 |
| 2018 | R^2 | 0,017 | 0,9665 | 0,2039 | 0,9036 | 0,0871 | 0,8703 |
| | p-value | 0,269 | 0,58 | 0,000018 | 0,000649 | 0,0096 | 0,147 |
| 2019 | R^2 | 0,1006 | 0,9474 | 0,1442 | 0,5044 | 0,0528 | 0,6175 |
| | p-value | 0,008 | 0,036 | 0,0016 | 0,322 | 0,032 | 0,812 |

| Год | Показатель | ЛУКОЙЛ | | Роснефть | | НОВАТЭК | |
|------|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | | Вариант 1 | Вариант 2 | Вариант 1 | Вариант 2 | Вариант 1 | Вариант 2 |
| 2020 | R ² | 0,314 | 0,8891 | 0,3332 | 0,3611 | 0,2194 | 0,8279 |
| | p-value | 0 | 0,009 | 0 | 0,056 | 0,0002 | 0,49 |
| 2021 | R ² | 0,3133 | 0,5525 | 0,2156 | 0,2919 | 0,2408 | 0,457 |
| | p-value | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0,357 |
| 2022 | R ² | 0,1277 | 0,9191 | 0,1106 | 0,9537 | 0,1945 | 0,885 |
| | p-value | 0,0002 | 0,0027 | 0,0008 | 0,165 | 0,00067 | 0,14 |
| 2023 | R ² | 0,1109 | 0,9992 | 0,2059 | 0,9 | 0,02018 | 0,9993 |
| | p-value | 0,008 | 0,02464 | 0,0017 | 0,014 | 0,0019 | 0,018 |
| 2024 | R ² | 0,2553 | 0,9687 | 0,3375 | 0,7193 | 0,1314 | 0,9885 |
| | p-value | 0,014 | 0,1288 | 0 | 0,23 | 0,0015 | 0,002 |
| 2025 | R ² | 0,132 | 0,2597 | 0,1552 | 0,6008 | 0,3189 | 0,9387 |
| | p-value | 0,009 | 0,021 | 0,000251 | 0,82 | 0,000013 | 0,166 |

Таблица 5. Результаты регрессии новостей компаний ВТБ, Сбербанк и Полюс с фильтрацией по ключевым словам

| Год | Показатель | ВТБ | | Сбербанк | | Полюс | |
|------|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | | Вариант 1 | Вариант 2 | Вариант 1 | Вариант 2 | Вариант 1 | Вариант 2 |
| 2013 | R ² | 0,1194 | 0,6136 | 0,0157 | 0,7783 | 0,4769 | - |
| | p-value | 0,038 | 0,161 | 0,3571 | 0,0216 | 0,309 | - |
| 2014 | R ² | 0,0314 | 0,7763 | 0,0558 | 0,5564 | 0,5323 | - |
| | p-value | 0,0745 | 0,732 | 0,0093 | 0,054 | 0,039961 | - |
| 2015 | R ² | 0,0492 | 0,9475 | 0,0234 | 0,9174 | 0,387 | - |
| | p-value | 0,106 | 0,6966 | 0,134 | 0,895 | 0,377925 | - |
| 2016 | R ² | 0,021 | 0,8713 | 0,0454 | 0,8494 | 0,1013 | - |
| | p-value | 0,139 | 0,081 | 0,0489 | 0,5191 | 0,159617 | - |
| 2017 | R ² | 0,0908 | 0,2904 | 0,1192 | 0,413 | 0,0231 | 0,9999 |
| | p-value | 0,019 | 0,445 | 0 | 0,086 | 0,31864 | 0,038511 |
| 2018 | R ² | 0,0933 | 0,58 | 0,2622 | 0,3077 | 0,0502 | 0,7995 |
| | p-value | 0,0005 | 0,116 | 0 | 0,00069 | 0,117667 | 0,41215 |
| 2019 | R ² | 0,0241 | 0,3147 | 0,1992 | 0,5121 | 0,0399 | 0,6927 |
| | p-value | 0,186 | 0,443 | 0 | 0,0012 | 0,110652 | 0,764331 |
| 2020 | R ² | 0,1732 | 0,9677 | 0,336 | 0,3406 | 0,0227 | 0,4174 |
| | p-value | 0,015 | 0,179 | 0 | 0,016 | 0,169106 | 0,000933 |
| 2021 | R ² | 0,1603 | 0,1706 | 0,1854 | 0,3479 | 0,0246 | 0,733 |
| | p-value | 0,0006 | 0,0196 | 0 | 0,00997 | 0,185383 | 0,426335 |
| 2022 | R ² | 0,1342 | 0,304 | 0,1724 | 0,2502 | 0,2413 | 0,7852 |
| | p-value | 0,014 | 0,029 | 0 | 0,00016 | 0,002021 | 0,009764 |
| 2023 | R ² | 0,1175 | 0,6636 | 0,1553 | 0,6169 | 0,156 | 0,7857 |
| | p-value | 0,0015 | 0,088 | 0,000391 | 0,2532 | 0,020797 | 0,541925 |
| 2024 | R ² | 0,0561 | 0,7496 | 0,098 | 0,404 | 0,216 | 0,9253 |
| | p-value | 0,046 | 0,03 | 0,0435 | 0,04 | 0,009671 | 0,518375 |
| 2025 | R ² | 0,1466 | 0,5501 | 0,1822 | 0,4271 | 0,0643 | 0,9971 |
| | p-value | 0,001 | 0,136 | 0 | 0,08906 | 0,025138 | 0,063911 |

Парадокс эффективности рынка в эпоху финтех

Полученные результаты порождают теоретический парадокс, касающийся гипотезы эффективного рынка. С одной стороны, финтех-революция, повышая скорость распространения информации и снижая транзакционные издержки, должна способствовать росту информационной эффективности. С другой стороны, она же порождает новые формы неэффективности: стадное поведение, вызванное «информационными каскадами» в социальных сетях и Telegram-каналах; избыточную реакцию неопытных розничных инвесторов на незначительные новости; технологические артефакты.

Именно этот парадокс объясняет, почему коэффициент детерминации моделей растёт, но не достигает единицы. Рынок одновременно становится более предсказуемым за счёт структурированных реакций на значимые новости в условиях повышенной неопределённости, но и более «шумным» за счёт поведенческих и технологических артефактов. Природа лаговых эффектов также меняется: к традиционным лагам институциональной переоценки добавляются социальный, поведенческий и технологический лаги, что может частично объяснять экстремальные значения R^2 в лаговых моделях последних лет.

Заключение

Проведённый анализ подтверждает центральную гипотезу о существовании статистически значимой связи между тональностью новостей и динамикой котировок российских активов. Российский рынок проходит уникальную траекторию под одновременным воздействием санкционного давления и финтех-экспансии, формируя паттерны, отличные как от развитых, так и от развивающихся рынков.

Основные выводы исследования заключаются в следующем:

- Учёт тональности новостей с применением контекстной фильтрации существенно повышает объяснительную способность прогнозных моделей, что особенно заметно в энергетическом и финансовом секторах.
- Реакция рынка на новости носит неоднородный и асимметричный характер: сильное влияние демонстрируют лаговые эффекты и очистка данных от информационного шума.
- Экстремальные значения коэффициента детерминации ($R^2 > 0.9$), наблюдаемые в периоды кризисов, отражают не столько совершенство моделей, сколько вынужденную синхронизацию рыночных ожиданий в условиях внешних шоков и поведенческих искажений, вызванных ростом розничного инвесторского участия.

Таким образом, дальнейшие исследования должны быть направлены не только на совершенствование количественных моделей, но и на качественный анализ новых каналов распространения информации и поведенческих паттернов, которые продолжают формировать лицо современного российского финансового рынка.

Список использованных источников и литературы

1. Пищулин Н. С. Моделирование влияния новостного фона на фондовый рынок: статистический подход и прогнозы // Финансовые рынки и банки. 2025. № 6. С. 249–253.
2. Гришанов С. М., Золотова Е. А., Калашникова Е. Ю. Современные реалии российского фондового рынка // Вестник Северо-Кавказского федерального университета. 2022.
3. Диваева Э. А. Некоторые особенности текущей фазы фондового рынка, прогнозы и инвестиционные возможности // Инновации и инвестиции. 2022. № 5. С. 101–106.
4. Евчук А. Почему гипотеза эффективного рынка всё ещё гипотеза? // Habr. 2025. URL: <https://habr.com/ru/articles/869218/> (дата обращения: 01.12.2025).
5. Сергеев А. В. Критический обзор методов прогноза цен активов на фондовом рынке // Мягкие измерения и вычисления. 2022. Т. 56. № 7-2. С. 53–67.
6. Федорова Е. А., Лыткина О. А. Прогноз кризисного состояния на фондовом рынке Российской Федерации с помощью модели Маркова // Финансы и кредит. 2012. № 13 (493). С. 48–53.
7. Артюхов И. А. Построение инвестиционных прогнозов и стратегий на фондовом рынке с использованием TensorTrade, Fulgent AI, Octobot Cloud и StockGPT // Финансовые рынки и банки. 2025. № 5. С. 170–173.
8. Тузикова Е. С. Отраслевые особенности построения прогноза динамики котировок фондового рынка на примере аэрокосмической отрасли // Труды МАИ. 2012. № 52. С. 37.
9. Аганин А. Д., Маневич В. А., Пересецкий А. А., Погорелова П. В. Сравнение моделей прогноза волатильности криптовалют и фондового рынка // Экономический журнал Высшей школы экономики. 2023. Т. 27. № 1. С. 49–77.
10. Журавлева О. В., Митрофанова О. Н., Шашкин М. В. Сценарии развития российского фондового рынка в условиях усиления санкционного давления // Экономика, предпринимательство и право. 2024.
11. Карасев А. П. Влияние корпоративных событий на российский фондовый рынок // Научно-методический электронный журнал «Концепт». 2014.
12. Демидова О. А., Малахов Д. И. Эконометрика. 2025.

List of references

1. Pishchulin, N. S. "Modeling the impact of news sentiment on the stock market: A statistical approach and forecasts." *Financial Markets and Banks*, no. 6, pp. 249–253, 2025.
2. Grishanov, S. M., Zolotova, E. A., and Kalashnikova, E. Y. "Modern realities of the Russian stock market." *Bulletin of the North Caucasus Federal University*, 2022.
3. Divaeva, E. A. "Some features of the current phase of the stock market, forecasts and investment opportunities." *Innovations and Investments*, no. 5, pp. 101–106, 2022.

4. Evchuk, A. "Why is the efficient market hypothesis still a hypothesis?." *Habr*, Mar. 11, 2025. [Online]. Available: <https://habr.com/ru/articles/869218/>. [Accessed: Dec. 01, 2025].
5. Sergeev, A. V. "A critical review of asset price forecasting methods in the stock market." *Soft Measurements and Computing*, vol. 56, no. 7-2, pp. 53–67, 2022.
6. Fedorova, E. A. and Lytkina, O. A. "Forecasting crisis conditions in the stock market of the Russian Federation using a Markov model." *Finance and Credit*, vol. 13, no. 493, pp. 48–53, 2012.
7. Artyukhov, I. A. "Building investment forecasts and strategies in the stock market using TensorTrade, Fulgent AI, Octobot Cloud and StockGPT." *Financial Markets and Banks*, no. 5, pp. 170–173, 2025.
8. Tuzikova, E. S. "Industry-specific features of forecasting stock market price dynamics using the aerospace industry as an example." *Proceedings of MAI*, no. 52, p. 37, 2012.
9. Aganin, A. D., Manevich, V. A., Peresetsky, A. A., and Pogorelova, P. V. "Comparison of volatility forecasting models for cryptocurrencies and the stock market." *HSE Economic Journal*, vol. 27, no. 1, pp. 49–77, 2023.
10. Zhuravleva, O. V., Mitrofanova, O. N., and Shashkin, M. V. "Scenarios for the development of the Russian stock market under increasing sanctions pressure." *Economics, Entrepreneurship and Law*, 2024.
11. Karasev, A. P. "The impact of corporate events on the Russian stock market." *Scientific and Methodological Electronic Journal "Concept"*, 2014.
12. Demidova, O. A. and Malakhov, D. I. *Econometrics*, 2025.