

Ш.К. Парулава
студент 2-го курса
магистратуры
МГИМО (у) МИД России

АНАЛИЗ ВЛИЯНИЯ СЕНТИМЕНТА НА ФОНДОВОМ РЫНКЕ НА ОСНОВЕ СООБЩЕНИЙ, ОПУБЛИКОВАННЫХ В СОЦИАЛЬНОЙ СЕТИ X

***Аннотация.** В статье представлен анализ влияния сентимента в различных источниках на динамику цен акций и волатильность фондового рынка на примере социальной сети X. Авторами рассматривается возможность использования настроений и мнений пользователей для прогнозирования рыночных показателей. В ходе исследования используется регрессионный анализ с целью подтверждения выдвинутых гипотез. Результаты показывают, что сентимент социальной сети X оказывает существенное влияние на динамику фондового рынка, и учет этих данных может улучшить эффективность прогнозирования рыночных показателей.*

Ключевые слова: *Анализ сентимента, поведенческие финансы, фондовый рынок, волатильность ценных бумаг, стоимость ценных бумаг, регрессионный анализ.*

Sh.K. Parulava

2nd year Master's student

MGIMO (u) of the Ministry of Foreign Affairs of Russia

ANALYZING THE INFLUENCE OF SENTIMENT ON THE STOCK MARKET ON THE BASIS OF MESSAGES PUBLISHED IN SOCIAL NETWORK X

Annotation. *The article analyzes the influence of sentiment in various sources on the dynamics of stock prices and stock market volatility on the example of social network X. The authors consider the possibility of using the sentiment and opinions of users to predict market indicators. The study uses regression analysis to confirm the hypotheses put forward. The results show that the sentiment of social network X has a significant impact on the dynamics of the stock market, and taking these data into account can improve the effectiveness of predicting market performance.*

Keywords: *Sentiment analysis, behavioral finance, stock market, securities volatility, securities value, regression analysis.*

Введение

Поведенческие финансы – это широко признанное направление в экономических исследованиях, основные концепции которой строятся на различных наблюдениях и экспериментах. Однако, существует определенный недостаток эмпирических исследований, которые бы охватывали различные группы инвесторов и учитывали тренды разных новостных изданий и источников информации. За последние годы существенно увеличилось число частных инвесторов, как в России, так и в других странах. Так, согласно данным с московской биржи, только с начала 2023 года число частных инвесторов увеличилось на 3 млн человек, а общее число частных инвесторов с 2019 года увеличилось с 2 млн человек до 26,39 млн в июле 2023 года. Одной из отличительных черт данной группы инвесторов является использование рекомендаций других участников

фондового рынка, которые публикуют свои мысли и стратегии в открытом доступе.

Одной из отличительных черт данной группы инвесторов является использование рекомендаций других инвесторов, которые публикуют свои мысли и стратегии в открытом доступе. Учитывая уязвимость частных инвесторов к поведенческим силам, в результате вышесказанного данный тип инвесторов подвержен действию механизма предвзятости привязки (anchoring bias). Таким образом, при принятии инвестиционных решений они склонны слишком сильно полагаться на первый попавшийся поток информации. Как следствие, суждения и выводы частных инвесторов оказываются неточными по отношению к компаниям, которые пользуются повышенным вниманием прессы и инвестиционных гуру. Более того, стоит учитывать, что те же самые СМИ и гуру руководствуются собственными интересами, в соответствии с которыми они излагают свои суждения о той или иной компании. Несмотря на это, большинство частных инвесторов этого не осознают и поэтому подвержены эффекту фрейминга - когда информация преподносится определенным образом, ориентируясь на эмоции инвесторов, что создает помутнение рассудка и заставляет принимать решения на основе эмоций.

Влияние частных инвесторов на фондовый рынок со временем становится все более существенным. Яркий тому пример – динамика стоимости акций компании GameStop. Все началось с высказывания финансового издания Citron Research, сделанного 19 января: «Завтра в 11:30 по восточному времени Citron в прямом эфире расскажет пять причин, почему покупатели акций GameStop на данном уровне – «лузеры» в этой партии в покер. Цена быстро упадет до 20 долларов. Мы понимаем в «шортах» большего вашего и все объясним» [10]. После этого группа пользователей Reddit начали активно скупать акции компании GameStop, в

результате чего, стоимость вместо падения с 40 до 20 долларов уже к 27 января поднялась до 150 долларов и продолжала расти, как и новостной шум вокруг этих акций [9]. Данным событием заинтересовался американский предприниматель Илон Маск, который стимулировал интерес к акциям своими публикациями в социальной сети X, а также эта ситуация вокруг компании GameStop вызвала интерес администрации Президента США.

Аналогичная ситуация произошла с компаниями AMC Entertainment и Tesla [7, 8]. Но помимо таких ярких примеров существуют новости технического характера, которые также оказывают влияние на стоимость ценных бумаг. Например, на следующий день после публикации операционных результатов компании X5 Group за II квартал 2023г стоимость акций компании увеличилась на 7% и продолжила свой рост [2]. Часто сообщения о рекомендациях совета директоров различных компаний о выплате или не выплате дивидендов приводит либо к увеличению стоимости ценных бумаг, либо к снижению [1].

Необходимо отметить, что новостной фон, поведенческие аспекты и различные сообщения на форумах или в чатах могут привести к сильной волатильности на рынке ценных бумаг. Анализ сентимента является важным инструментом для понимания и измерения эмоциональной окраски текстовых данных, таких как отзывы, комментарии, новости и социальные медиа сообщения [5]. Сентиментный анализ позволяет разделить текстовые данные на положительные, отрицательные или нейтральные по эмоциональному окрасу. Например, новость «Польша раскатала трубы на НОВАТЭК // От компании потребовали предоставить доступ к газопроводам» имеет нейтральный окрас, в то время как «Польша обязала НОВАТЭК передать газовую инфраструктуру» имеет негативную тональность, а новость «ФАС разрешила ЛУКОЙЛу купить «дочку» Shell» будет иметь положительную оценку [3].

Одной из областей применения анализа сентимента является фондовый рынок. Инвесторы и трейдеры часто ищут информацию о компаниях и событиях, связанных с интересующим их объектом инвестирования, чтобы принять обоснованное решение о покупке или продаже ценных бумаг. Методы сентиментного анализа могут упростить и автоматизировать данный процесс, предоставляя дополнительную информацию об эмоциональном окрасе реакции на новости и события, которые могут повлиять на цены акций.

В этой связи возникает необходимость в правильной оценке данных параметров и понимания, как сильно они могут влиять на стоимость акций. Из чего вытекает актуальность сентиментного анализа на фондовом рынке. Выбор социальной сети X для анализа обусловлен ее значительным влиянием на фондовый рынок, поскольку она является одним из наиболее значимых источников информации для инвесторов, а благодаря своей мгновенности и широкой аудитории, сообщения, опубликованные в социальной сети X, могут быстро распространяться и оказывать сильное воздействие на решения инвесторов.

Примеры влияния социальной сети X на фондовый рынок:

1. Публикации Илона Маска: Публикации генерального директора Tesla и SpaceX вызвали значительные колебания цен акций его компаний. Например, в 2020 году Маск опубликовал сообщение, что стоимость акций Tesla слишком высока, в результате чего стоимость акций снизилась на 9,35%. Двумя годами ранее Илон Маск опубликовал пост, в котором заявил о готовности выкупить акции компании по 420\$, что привело к подорожанию стоимости акций [4].

2. Публикации Президента США: публикации Дональда Трампа о торговой войне с Китаем или других политических событиях могут вызывать колебания на фондовом рынке. Например, его публикации о повышении

пошлин на китайские товары могут вызывать снижение цен акций компаний, зависящих от экспорта в Китай [6].

3. Публикации известных инвесторов: Публикации известных инвесторов могут также влиять на решения инвесторов и вызывать колебания на рынке. Если известный инвестор опубликует сообщение о своем участии в определенной компании, это может привести к росту цен акций этой компании. Например, в 2020 году Уоррен Баффет опубликовал сообщение, в котором сообщил о приобретении доли в пяти крупнейших японских торговых компаниях. Это вызвало значительный рост акций этих компаний и общий рост японского рынка акций [12].

Это лишь несколько примеров, связанных с известными людьми, которые продемонстрировали влияние социальной сети X на фондовый рынок. Помимо крупных игроков X содержит многочисленные публикации от частных инвесторов, общая масса которых занимает значительную часть фондового рынка.

Представляется важным отметить, что социальная сеть X играет важную роль в информационной сфере фондового рынка. И одной из ключевых особенностей социальной сети X, которая делает его особенно привлекательным для данного исследования, это возможность проведения сентиментного анализа.

В предыдущих исследованиях анализа сентимента на фондовом рынке преобладали работы, основанные на анализе заголовков и текстов ведущих деловых СМИ или новостных агрегаторов. Например, в работе Tetlock было показано, что высокий уровень пессимизма в аналитических колонках “Wall Street Journal” прогнозирует будущий разворот на падающем рынке акций США, а экстремальные значения пессимизма и оптимизма приводят к росту объема торгов [13].

Однако данный подход имеет некоторые недостатки. Во-первых, не ясно, являются ли все подписчики указанных изданий инвесторами на фондовом рынке США и какая доля из них является частными инвесторами. Во-вторых, сложно проверить реакцию подписчиков на опубликованные тексты. Остается открытым вопрос о том, были ли тексты и заголовки действительно прочитаны и совершали ли подписчики сделки с акциями в соответствии с тональностью статьи. В-третьих, в данной работе не затрагивается уровень влияния публикаций в социальных сетях. С учетом крупного роста частных инвесторов, анализ сентимента в социальных сетях требует более тщательного исследования.

Оригинальность данной работы будет заключаться как раз в том, что исследование будет направлено на анализ сентимента в социальной сети X, чтобы учесть степень влияния сентимента публикаций на частных инвесторов. Более того, в рамках данной статьи будут выдвинуты следующие гипотезы.

Гипотеза 1. Новостной сентимент влияет на относительный объем торгов акциями.

Исходя из примеров, приведенных ранее, можно выдвинуть гипотезу о том, что в зависимости от положительного или отрицательного уровня сентимента зависит уровень волатильности стоимости ценной бумаги.

В качестве нулевой гипотезы будет выступать утверждение, обратное первой гипотезе: «новостной сентимент не влияет на относительный объем торгов акциями»

Гипотеза 2. Отрицательный новостной сентимент сильнее влияет на биржевые характеристики ценных бумаг, чем положительный.

Данная гипотеза, основанная на исследованиях в области поведенческих финансов, утверждает, что поведение участников финансового рынка может быть сильно зависимо от их реакции на негативные и положительные события. В частности, предполагается, что негативные события оказывают более сильное влияние на способность принимать рациональные решения, чем положительные. В области поведенческих финансов, данное явление называют «страхом потерь».

В качестве нулевой гипотезы будет выступать противоположное утверждение, что положительный сентимент имеет большее воздействие на фондовый рынок, по сравнению с отрицательным.

Методология исследования

Для проверки данных гипотез будет использован набор данных `stock_tweets` [11]. Источник содержит сообщения социальной сети X для 25 самых просматриваемых тикеров на Yahoo Finance с 30 сентября 2021 года по 30 сентября 2022 года.

Набор данных содержит в себе следующие столбцы:

- `Date` – дата и время сообщения
- `Tweet` – полный текст сообщения
- `Stock_name` – полное название биржевого тикера, для которого было извлечено сообщение
- `Company_name` – полное название компании для соответствующего сообщения и биржевого тикера

Помимо данного набора данных дополнительно произведена выгрузка данных с Yahoo Finance за аналогичный период.

Полученный файл имеет следующие данные:

- Date – дата на которую собираются финансовые результаты по тикеру
- Open – стоимость ценной бумаги на открытии торгового дня
- High – максимальная стоимость ценной бумаги в торговый день
- Low – минимальная стоимость ценной бумаги в торговый день
- Adj.Close – цена закрытия после корректировок всех применимых дроблений и распределения дивидендов
- Volume – Объем торгов по ценной бумаги в торговый день
- Stock.Name – тикер компании

Для проведения анализа и построения регрессионного анализа с целью проверки гипотез был использован язык программирования R и следующие библиотеки:

- readxl – библиотека, необходимая для работы с Excel файлами
- syuzhet – библиотека, необходимая для проведения сентиментного анализа
- ggplot2, corrplot, GGally, ggiraphExtra, ggeffects – библиотеки, необходимые для визуализации промежуточных и конечных результатов
- dplyr – библиотека, необходимая для манипуляции фреймами данных

После установки необходимых библиотек и загрузки был проведен анализ сентимента текста с целью получения коэффициентов сентимента для публикаций.

```
Data$stone <- NA
sentences <- get_sentences(Data$Tweet)
sentiment <- get_sentiment(sentences, method = "nrc")
```

```
max <- max(sentiment)
min <- min(sentiment)

for (i in 1:nrow(Data)) {

  sent <- get_sentences(Data$Tweet[i])

  senti <- get_sentiment(sent, method = "nrc")

  sentiment_norm <- (sum(senti) - min)/(max - min)

  Data$stone[i] <- sentiment_norm

}
```

Отметим особенности используемых программных пакетов. Во-первых, библиотека `syuzhet` поддерживает различные методы проведения анализа сентимента, однако в данной работе используется метод NRC, так как он наиболее универсален, так как может быть использован для оценки не только англоязычного текста. Во-вторых, после получения оценки тональности каждого отдельного предложения в публикации было проведено линейное преобразование данных с целью их нормализации.

После получения коэффициента тональности были объединены две таблицы данных: таблица, содержащая информацию по тикерам акций, публикациям, дате их совершения и полученной оценке тональности и таблица, содержащая в себе выгрузку с Yahoo Finance, в которой находятся информация по котировкам акций. Объединение было проведено по двум ключам: Дата и тикер компании. Это важное условие для сопоставления данных по стоимости ценных бумаг компаний с тональностью сделанных публикаций в конкретный день.

```
lim_data <- subset(res_table, Stock.Name %in% c("TSLA"))
```

Далее была проведена обработка базы данных, чтобы оставить информацию только по компании Tesla, поскольку по этой компании в получившемся наборе данных имеется наибольшее количество информации, а значит результат будет более значимым.

При построении регрессионной модели были использованы следующие переменные:

```
y <- as.numeric(scale(lim_data$Close))  
y2 <- as.numeric(scale(lim_data$High))  
y3 <- as.numeric(scale(lim_data$Volume))  
x1 <- as.numeric(scale(lim_data$tone))
```

переменная Y – цена закрытия ценной бумаги

переменная Y2 – максимальная цена в течение торгового дня

переменная Y3 – объем торгов в течение торгового дня

переменная X – тональность публикации в социальной сети X

Следующим шагом было построение регрессионных моделей с целью проверки гипотез. Данный шаг был проведен, используя метод `glm` (generalized linear models), который строит обобщенные линейные модели. Среди различных вариантов регрессионных моделей был выбран `glm`, поскольку этот вариант основан на предположении, что зависимость в наблюдаемых данных можно описать простой прямой. Для проверки поставленных ранее гипотез этого более чем достаточно.

Результаты исследования

1. Регрессионная модель «Цена закрытия ~ тональность»

```
modell <- glm(y ~ x1)
summary(modell)
```

После выполнения программного кода выше был получен следующий результат:

```
##
## Call:
## glm(formula = y ~ x1)
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 2.120e-14  5.770e-03   0.00   1.0000
## x1          1.310e-02  5.771e-03   2.27   0.0232 *
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for gaussian family taken to be 0.9998616)
##
##    Null deviance: 30027  on 30027  degrees of freedom
## Residual deviance: 30022  on 30026  degrees of freedom
## AIC: 85216
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 2
```

Во-первых, можно утверждать, что на уровне 1% тональность статистически значима и вносит значимый вклад в объяснение зависимой переменной, в данном случае на цену закрытия.

Во-вторых, параметр дисперсии для гауссовского распределения равен 0,9998, что указывает на равномерное распределение остатков и что модель наилучшим образом подстраивается под данные. Более того, показатель R-

квадрат для данной модели получается близким к 1, что указывает на то, что большая часть вариации может быть объяснено тональностью публикаций.

Исходя из результатов проведенного регрессионного анализа можно сделать вывод о наличии положительной связи между тональностью и максимальной ценой в течение торгового дня. Это означает, что при более высоких уровнях тональности цена закрытия будет также сильнее изменяться.

Дополнительно была проведена визуализация полученного результата регрессионной модели:

```
ggpredict(model1, terms = c("x1")) |>
  plot(residuals = FALSE, #остатки
        residuals.line = TRUE, #линия остатка
        facet = FALSE, #несколько графиков
        colors = "hero",
        use.theme = TRUE)
```

Результат представлен на рисунке 1:

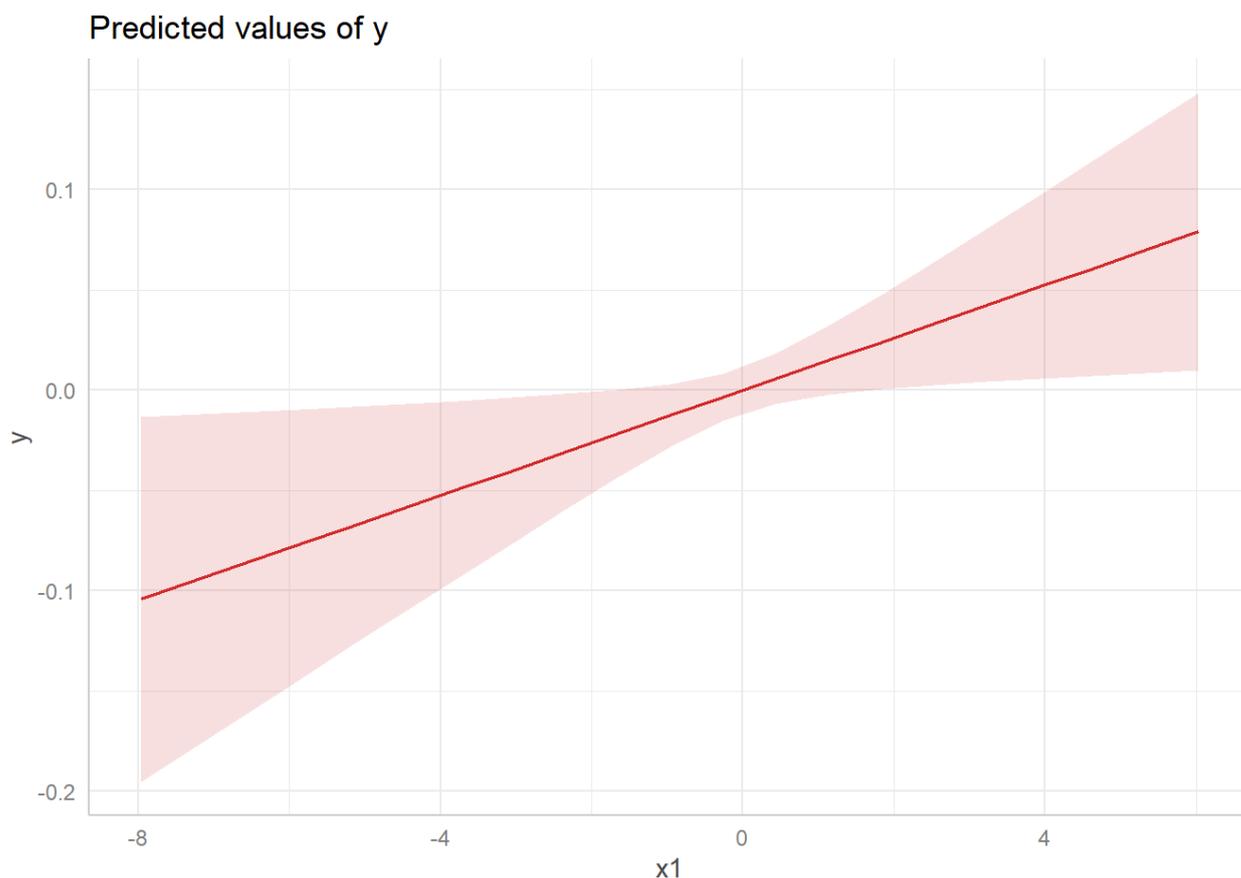


Рис 1 Регрессионная модель "Цена закрытия ~ тональность"

На полученном графике наглядно продемонстрировано, что цена закрытия имеет прямую зависимость от тональности текста, причем, чем выше уровень сентимента, тем больший разброс может наблюдаться в цене закрытия. Также наблюдается, что чем ниже уровень сентимента, тем большим окажется снижение уровня закрытие цены.

2. Регрессионная модель «Максимальная цена ~ тональность»

```
Model2 <- glm(y2 ~ x1)
summary(model2)
```

После выполнения программного кода выше был получен следующий результат:

```

## Call:
## glm(formula = y2 ~ x1)
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 6.023e-15  5.771e-03   0.000   1.0000
## x1          9.678e-03  5.771e-03   1.677   0.0935 .
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for gaussian family taken to be 0.9999396)
##
##      Null deviance: 30027  on 30027  degrees of freedom
## Residual deviance: 30024  on 30026  degrees of freedom
## AIC: 85218
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 2

```

Во-первых, можно утверждать, что на уровне 5% тональность статистически значима и вносит значимый вклад в объяснение зависимой переменной, в данном случае на максимальную цену в течение торгового дня.

Во-вторых, параметр дисперсии для гауссовского распределения равен 0,9999, что указывает на равномерное распределение остатков и что модель наилучшим образом подстраивается под данные. Более того, показатель R-квадрат для данной модели получается близким к 1, что указывает на то, что большая часть вариации может быть объяснено тональностью публикаций.

Исходя из результатов проведенного регрессионного анализа можно сделать вывод о наличии положительной связи между тональностью и максимальной ценой в течение торгового дня. Это означает, что при более высоких уровнях тональности максимальная цена будет также повышаться.

Дополнительно была проведена визуализация полученного результата регрессионной модели:

```
ggpredict(model2, terms = c("x1")) |>  
plot(residuals = FALSE, #остатки  
      residuals.line = TRUE, #линия остатка  
      facet = FALSE, #несколько графиков  
      colors = "hero",  
      use.theme = TRUE)
```

Результат представлен на рисунке 2:

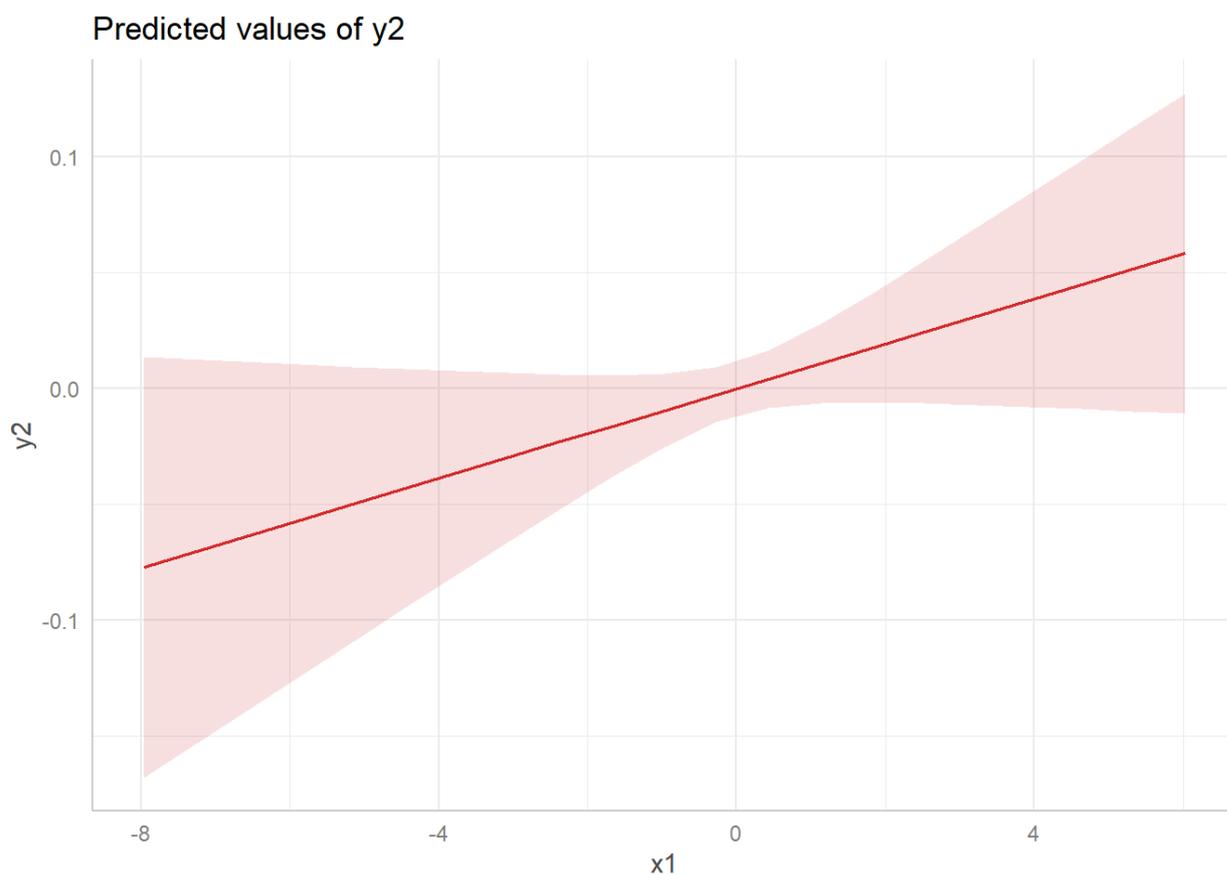


Рис 2 Регрессионная модель "Максимальная цена ~ тональность"

На графике наглядно продемонстрировано, что максимальная цена в торговый день также имеет прямую зависимость от тональности текста.

Причем, наблюдается большее влияние отрицательного сентимента, по сравнению с положительным.

3. Регрессионная модель «Объем торгов~ тональность»

```
Model3 <- glm(y3 ~ x1)
summary(Model3)
```

После выполнения программного кода выше был получен следующий результат:

```
## Call:
## glm(formula = y3 ~ x1)
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -9.205e-15  5.769e-03     0.0      1
## x1          -2.365e-02  5.769e-03    -4.1 4.14e-05 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for gaussian family taken to be 0.9994738)
##
## Null deviance: 30027  on 30027  degrees of freedom
## Residual deviance: 30010  on 30026  degrees of freedom
## AIC: 85204
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 2
```

Во-первых, можно утверждать, что тональность имеет максимальную статистическую значимость и вносит существенный вклад в объяснение зависимой переменной, в данном случае на объем торгов.

Во-вторых, параметр дисперсии для гауссовского распределения равен 0,9994, что указывает на равномерное распределение остатков и говорит о том, что модель наилучшим образом подстраивается под данные. Это

подтверждает надежность и точность модели. Более того, показатель R-квадрат для данной модели получается близким к 1, что указывает на то, что большая часть вариации объема торгов может быть объяснено тональностью публикаций.

Исходя из результатов проведенного регрессионного анализа можно сделать вывод о наличии положительной связи между тональностью и объемом торгов. Это означает, что при более высоких уровнях тональности объем торгов будет также высок.

Дополнительно была проведена визуализация полученного результата регрессионной модели:

```
ggpredict(model3, terms = c("x1")) |>
  plot(residuals = FALSE, #остатки
       residuals.line = TRUE, #линия остатка
       facet = FALSE, #несколько графиков
       colors = "hero",
       use.theme = TRUE)
```

Результат представлен на рисунке 3:

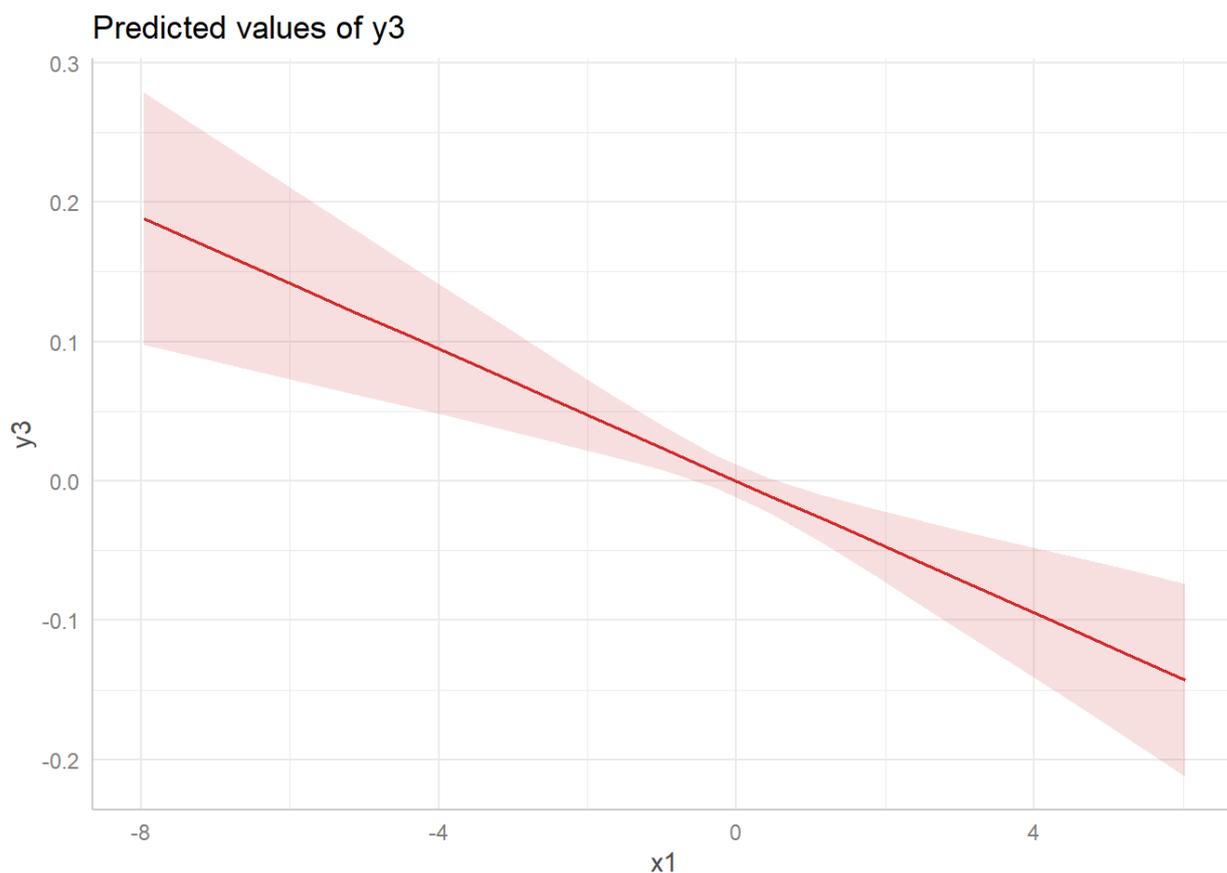


Рис 3 Регрессионная модель «Объем торгов ~ тональность»

На графике видно, что объем торгов имеет обратную зависимость от тональности текста, то есть, чем ниже уровень сентимента, тем выше волатильность и наоборот. Причем, также, как и в предыдущих моделях, наблюдается большее влияние отрицательного сентимента, по сравнению с положительным.

По имеющимся результатам можно сделать вывод, что обе выдвинутые ранее гипотезы подтверждены. Во-первых, новостной сентимент действительно влияет на относительный объем торгов, причем это влияние значительно. Во-вторых, по всем построенным моделям видно, что отрицательный сентимент новостных публикаций оказывает большее воздействие на показатели, по сравнению с положительным.

Заключение

Проведенное исследование показывает, что анализ сентимента имеет большой потенциал для использования на фондовом рынке. Он позволяет оценить общее отношение инвесторов к определенной акции или компании на основе анализа их мнений, настроений и эмоций, выраженных в публикациях в социальной сети X. Опираясь на результаты данного исследования можно утверждать, что инвестиционный сентимент действительно оказывает воздействие на показатели фондового рынка.

Однако, необходимо учитывать, что анализ сентимента не является абсолютным индикатором и может быть подвержен ошибкам. Также важно учитывать контекст и объективность информации, так как некоторые сообщения могут быть искажены или недостоверны. Для дальнейшего развития исследования и улучшения точности анализа сентимента на фондовом рынке могут быть использованы следующие варианты доработки:

1. Для достижения более точных и надежных результатов исследования, а также учет более широкого списка параметров, которые могут потенциально оказывать влияние на стоимость ценных бумаг на фондовом рынке, возможно использование более сложных алгоритмов и методов машинного обучения для анализа сентимента, таких как нейронные сети или глубокое обучение.

2. Для получения полной картины и учета различных факторов, влияющих на сентимент инвесторов, возможна интеграция данных из различных источников, таких как новостные агентства, финансовые отчеты, телеграмм каналы и чаты, различные инвестиционные форумы, такие как Тинькофф Пульс и т.д.

3. Разработка специализированных инструментов и платформ для автоматического сбора и обработки данных, связанных с анализом сентимента. Данный инструмент позволит переложить результаты

исследования в практическую плоскость, что сделает возможным использовать новостной сентимент при торговле на фондовом рынке.

4. Исследование связи между сентиментом и фундаментальными показателями компании, такими как прибыльность, рентабельность и т.д. Это позволит более точно оценить влияние сентимента на цену акции и принять обоснованные инвестиционные решения.

В целом, анализ сентимента имеет большой потенциал для применения на фондовом рынке и может быть полезным инструментом для инвесторов и трейдеров. Однако, необходимо учитывать его ограничения и комбинировать его с другими методами и индикаторами для более точных прогнозов и принятия решений.

Список использованных источников

1. Березинец Ирина Владимировна, Булатова Лилия Александровна, Ильина Юлия Борисовна Влияние объявлений о выплате дивидендов на доходность акций: исследование публичных компаний развивающегося рынка Индии // Вестник Санкт-Петербургского университета. Менеджмент. 2013. №4.

2. Бумаги X5 выросли после публикации финансовых результатов. РБК. [Электронный ресурс] // URL: <https://quote.rbc.ru/news/article/64db46229a7947226c340891?from=copy>
3. Набор данных для анализа тональности финансовых новостей. GitHub. [Электронный ресурс] // URL: <https://github.com/WebOfRussia/financial-news-sentiment>
4. Состояние Маска упало на \$2,8 млрд после твита о дорогих акциях Tesla. РБК. [Электронный ресурс] // URL: <https://www.rbc.ru/business/02/05/2020/5ead572b9a79473ba9398e2b?from=copy>
5. Теплова Т.В., Соколова Т.В., Томтосов А.Ф., Бучко Д.В., Никулин Д.Д. Сентимент частных инвесторов в объяснении различий в биржевых характеристиках акций российского рынка // Журнал Новой экономической ассоциации. 2022. № 1 (53).
6. Трамп объявил о решении повысить пошлины на товары из Китая. ТАСС. [Электронный ресурс] // URL: <https://tass.ru/ekonomika/6794060>
7. Эффект Илона Маска: как мемы с Reddit влияют на акции Tesla. Газета.Ru. [Электронный ресурс] // URL: https://www.gazeta.ru/tech/2021/02/25/13491380/reddit_tesla.shtml
8. AMC Entertainment shares shoot up 35% as Reddit traders double down. CNBC. [Electronic resource] // URL: <https://www.cnbc.com/2021/05/27/amc-entertainment-shares-shoot-up-40percent-as-reddit-traders-double-down.html>
9. GameStop Loser Citron Says White House Should Stay Out Of The Reddit-Fueled Stock Mania. Forbes. [Electronic resource] // URL: <https://www.forbes.com/sites/palashghosh/2021/01/27/gamestop-citron-says-white-house-should-stay-out-of-the-reddit-fueled-stock-frenzy/?sh=5fd5ca6a3fe2>

10. GameStop stock on watch after Citron goes negative. Seeking Alpha. [Electronic resource] // URL: <https://seekingalpha.com/news/3652299-gamestop-stock-on-watch-after-citron-goes-negative>
11. Stock Tweets for Sentiment Analysis and Prediction. Dataset. [Electronic resource] // URL: <https://www.kaggle.com/datasets/equinxx/stock-tweets-for-sentiment-analysis-and-prediction>
12. Tetlock P.C. Giving content to investor sentiment: The role of media in the stock market // Journal of Finance. 2007. № 62(3).
13. Warren Buffett's Berkshire Hathaway buys stakes in Japan's five leading trading companies. CNBC. [Electronic resource] // URL: <https://www.cnbc.com/2020/08/30/warren-buffetts-berkshire-hathaway-buys-stakes-in-japans-five-leading-trading-companies.html>