

УДК 336.76 DOI: 10.14451/1.223.294

Анализ влияния информационного потока, генерируемого инвестором, на доходность инвестиционного портфеля*

© 2023 **Родионов Дмитрий Григорьевич**

д.э.н., профессор, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Высшая инженерно-экономическая школа, Россия, Санкт-Петербург.

E-mail: dmitry.rodionov@spbstu.ru

© 2023 **Сорокин Виктор Иванович**

студент, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Высшая инженерно-экономическая школа, Россия, Санкт-Петербург.

E-mail: sorokin.vi@edu.spbstu.ru

© 2023 **Митязов Виталий Алексеевич**

студент, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Высшая инженерно-экономическая школа, Россия, Санкт-Петербург.

E-mail: mityazov.va@edu.spbstu.ru

© 2023 **Конников Евгений Александрович**

к.э.н., доцент, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Высшая инженерно-экономическая школа, Россия, Санкт-Петербург.

E-mail: konnikov.evgeniy@gmail.com

Ключевые слова: Доходность, инвестиционный портфель, информационное поле, инвестор, методы прогнозирования, «Пульс».

В данной работе было исследовано влияние информационного фона отдельных пользователей социальной сети для инвесторов «Пульс». За основу были взяты токенизированные и лемматизированные посты пользователей, бинаризованные числовые показатели их профилей. Так же была проведена кластеризация промежуточных результатов. Далее использованы различные алгоритмы и методы классификации информационного поля, обучающиеся на 30% общей выборки исследования. Так были получены прогностические модели с разной степенью точности. При использовании метода объединения получившихся моделей получены более точные результаты, при анализе которых, возможно предсказать доходность портфеля пользователя по исходящему от него информационному полю.

*Работы выполнены в рамках реализации проекта «Разработка методологии формирования инструментальной базы анализа и моделирования пространственного социально-экономического развития систем в условиях цифровизации с опорой на внутренние резервы» (FSEG-2023-0008). (₽)

С развитием технологий, рынок ценных бумаг для частных инвесторов стал значительно доступнее. Цифровизация обеспечивает пользователям более быстрый и удобный доступ к информации. Цифровые платформы и приложения позволяют инвесторам получать информацию о компаниях, акциях и других финансовых инструментах в режиме реального времени. Это позволяет инвесторам быстро реагировать на изменения на рынке и принимать инвестиционные решения. Так, цифровизация делает инвестиции более доступными для широкого круга людей. Например, с помощью мобильных приложений и онлайн-платформ люди могут инвестировать даже с небольшими суммами денег.

В свою очередь, ввиду использования инвесторами социальных платформ, они создают возможности для социального взаимодействия и обмена опытом между частными лицами. Например, форумы, блоги и социальные сети позволяют инвесторам обсуждать свои стратегии, делиться информацией и учиться друг у друга. Каждый отдельный пользователь, используя инструменты социальной сети создает вокруг себя информационный фон, имеющий свою тональность, затрагивающий определенные темы.

Информационный поток может влиять на сам процесс принятия инвестиционных решений. Инвестор может использовать информацию для анализа и оценки потенциальных рисков и возможностей, что может помочь ему принять более обоснованные решения. Однако следует анализировать информацию, исходящую от пользователей, поскольку доступ к платформе могут получить все инвесторы, прямое следование советам может привести к принятию неоправданных решений.

Таким образом можно сделать вывод, что информационный поток можно классифицировать. Отдельный пользователь может затрагивать определенную тематику, связанную с инвестиционной деятельностью. Так, в случае начинающего инвестора, тональность может склоняться к теме советов от других пользователей, вопросов о работе какого-либо инструмента, в таком слу-

чае доходность вероятно будет отрицательная, поскольку инвестору не хватает опыта для грамотной аналитики, понимании рисков и принятии «доходных» решений.

Так, в исследовании *Asset allocation and information overload: The influence of information display, asset choice and investor experience*, приводится пример инвестиций в пенсионные накопления частных лиц. Авторы пришли к выводу, что недостаток знаний приводит к неспособности населения эффективно управлять своими накоплениями. Так, люди с низкой финансовой грамотностью могут не понимать, что доля дохода, откладываемая на пенсию, является слишком маленькой либо же наоборот считают, что консервативные стратегии являются мало доходными и подвергают свои накопления рискам. Так, можно сделать вывод о высоком влиянии информационного фона и уровня знаний на принятие инвестиционных решений [11].

Также подтверждением идеи о влиянии информационной среды и знаний о финансовой грамотности на принятие финансовых решений является исследование *Financial Decisions among Undergraduate Students from Low Income and Working-Class Social Class Backgrounds*. В данной работе авторы исследовали экономические решения студентов разных уровней финансовой обеспеченности. Авторы пришли к выводам, что студенты старших курсов из семей с низким доходом и рабочего класса были значительно более склонны к финансовым действиям, которые имеют риски как в ближайшей, так и долгосрочной перспективе [15].

К противоположным выводам пришли авторы исследования *Factors influencing individual investor behavior*. Анализируя инвестиционные решения частных инвесторов, авторы отметили, что так называемые «рекомендации адвоката» включающие рекомендации по покупке активов от брокерских контор и отдельных брокеров на бирже, рекомендаций друзей и коллег незначительно влияет на конечный выбор актива. Хотя большинство инвесторов полагаются на профессиональный опыт, большая часть инвесторов

в выборке, по-видимому, с опаской относятся к информационным каналам [12].

В исследовании *Factors influencing individual investor behavior* авторы разобрали психологическую сторону принятия финансового решения. Так, например, многие важные действия были приняты не в ходе индивидуального решения, а группой лиц. Таким образом, решения принятые группой в среднем являются более рискованными по сравнению со средними значениями. Одно из объяснений данного феномена является «гипотеза об ответственности». Каждый член группы в случае неудачи чувствует себя менее «виноватым» и переносит ответственность на всю группу, поэтому не опасается рекомендовать или соглашаться на более рискованные действия [14].

В случае с исследованием социальных платформ для индивидуальных инвесторов, данное явление представляется актуальным, поскольку вокруг определенного актива часто складывается дискуссия множества лиц. Пользователи могут принять нерациональное решение, исходя из решения «толпы» поскольку считают, что ответственность за ошибку ляжет на всю группу, однако каждый инвестор несет одинаковый риск по данному активу.

Таким образом, можно сделать вывод о некоторой доле влияния информационного поля отдельно взятого инвестора на показатели доходности его инвестиционного портфеля. На основе данной теории и будет строиться дальнейшая работа.

Прежде чем выделить основные параметры исследования, рассмотрим то, с помощью чего они были получены.

Так, чтобы оценить и проанализировать результативность частного инвестора на рынке ценных бумаг с помощью его цифрового портрета, была взята социальная сеть для инвесторов под названием «Пульс», которая в наибольшей степени позволяет выполнить цель данного исследования. Рассмотрим пример страницы одного из пользователей «Пульса» (рис. 1).

Как можно заметить, страница делится на две части: левая, где находится аватар пользователя, его никнейм, количество подписчиков и подписок, статус, а также классифицируемое значение объема портфеля (Тинькофф не раскрывает его точную величину), количество сделок в месяц и годовая доходность; и правая, где находятся публикации данного пользователя.

Так, с помощью языка программирования Python были взяты данные доходности пользователей и тексты их последних публикаций, для последующей квантификации таковых. Кроме того, значения доходности портфелей частных инвесторов были бинаризованы по следующему принципу: портфели, имеющие показатель доходности больше 0%, получили значение «1»; остальные – имеющие показатель доходности меньше или равно 0% – значение «0».

Также в качестве независимых переменных были выделены основные тематики, содержащиеся в постах пользователей в той или иной степени: просьба начинающих инвесторов посоветовать, какой актив они могут купить; тематика технического анализа, тематика консервативного инвестирования и тематика характеристики психического состояния Олега Тинькова.

Опишем более подробно процесс их получения. В качестве главных параметров исследования выделены бинаризованные показатели доходности портфеля инвестора, специфика которых определяется используемыми методами классификации – это должно показать более содержательные результаты, на основании которых можно будет сформулировать соответствующие выводы. Например, метод логистической регрессии как раз и завязан на введении зависимой переменной, которая может принимать только одно из двух значений (в нашем случае это 0 или 1). Кроме того, стоит отметить, что бинаризация была проведена с целью упрощения работы и сокращения содержательной части анализируемых данных.

Что касается независимых переменных, то их специфика заключается в том, что изначально

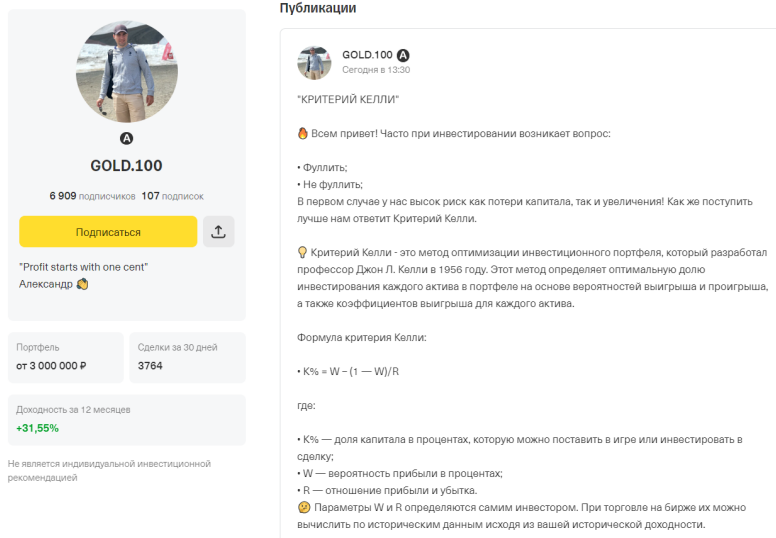


Рис. 1. Пример страницы пользователя социальной сети «Пuls».

они были просто текстом, который, в первую очередь, был токенизирован: один токен — это одно слово; лемматизирован, то есть каждый токен приведен в начальную форму, в случае глаголов — в инфинитив; с учетом контекстной информации. После этого была осуществлена кластеризация с помощью векторизации промежуточного результата и выделение наиболее тематических кластеров, которые были описаны выше. Далее данные кластеры были квантифицированы с помощью метода дерева решений, где ответом являлось число, показывающее к какому кластеру публикации инвестора в «Пulse» соответствуют в большей степени, по сути, это доля присутствия какой-либо из тематик в постах пользователя.

Таким образом, мы получили готовый дата сет с бинаризованными показателями доходности портфеля частного инвестора в качестве зависимых переменных и квантифицированными текстами, выраженных в степени присутствия тематик в постах каждого пользователя «Пulse» в качестве независимых переменных.

Теперь важно правильно выделить и сформулировать гипотезу данного исследования: безусловно, результативность инвестора, т. е. доходность его портфеля ценных бумаг, зависит от поведенческой специфики человека. Здесь

также можно выделить довольно большое количество факторов, отражающих бихевиоризм инвесторов определенного вида, например, гендерное различие, средний доход, уровень образования, возраст, территориальное месторасположение и т. д. Но, так как в данной работе исследуется информационное поле фондового рынка, поведение инвесторов и результативность их портфелей ценных бумаг будут оцениваться с помощью активности первых в рамках социальной сети «Пulse», реагировании на новости, что отражается в комментариях пользователей; также юзеры данной социальной сети могут делиться результатами своих инвестиционных стратегий, что также будет оцениваться в текущем исследовании. Исходя из этого, главная гипотеза будет основана на исследовании свойств информационного потока, исходящего от пользователей-инвесторов и отражающего их поведенческую специфику; который может коррелировать с доходностью инвестиционного портфеля.

Побочная гипотеза заключается в следующем: в связи с использованием разных подходов к моделированию эффективность предполагаемых результатов может носить неоднозначный характер применительно к данной работе.

Для определения результативности частного

инвестора на рынке ценных бумаг с помощью его цифрового портрета будет использована методология классификации, где будут задействованы несколько моделей классификации, обучающиеся на 30% общей выборки исследования.

Так, алгоритм работы с полученными данными, специфика которых отражена в предыдущем разделе, выглядит следующим образом:

1. Получение классификационных моделей следующими методами: наивный байесовский классификатор, вероятностная нейронная сеть, дерево решений, его улучшенная версия путем градиентного бустинга (gradient boosted trees learner), случайный лес (random forest) и логистическая регрессия;
2. Получение их прогностических моделей, значений точности и ошибки каждой из них;
3. Сравнение моделей, анализ их результатов и выбор наиболее подходящих из них, основываясь на полученных значениях и прогностических матрицах классификации, после чего должно быть произведено объединение выбранных моделей в одну;
4. Анализ полученных значений качества объединенной модели.

Так, наименьшую точность показала модель, где использовался метод наивного байесовского классификатора: 42,29%, хотя данная модель классификации в большей степени угадывает класс «0» в моменте прогнозирования (это мы увидим при сравнении результатов моделей далее).

Таблица 1. Матрица классификации наивного байесовского классификатора.

Тип портфеля / Prediction значение	1	0
1	153	345
0	44	132

Также были получены результаты по выборке, использовавшейся в качестве обучения модели: во-первых, было посчитано количество значений каждого класса в обучающей выборке; во-вторых, было получено гауссово распределение

для каждого признака. Последнее показывает, что средние значения «соответствия» того или иного признака (тематики в публикациях пользователя с определенным типом портфеля) для выделенного класса практически одинаковы, что говорит о сложности формулирования однозначных выводов по классификации на данном этапе работы.

Таблица 2. Количество значений каждого класса в обучающей выборке.

Количество классов для «Тип портфеля»		
Класс	0	1
Количество	75	215
Общее количество	290	

Таблица 3. Гауссово распределение по тематике «совета о покупке какого-либо актива».

Количество	0	1
Количество	75	215
В среднем	0,592	0,602
Отклонение	0,132	0,141
Доля	26%	74%

Таблица 4. Гауссово распределение по тематике «консервативного инвестирования».

Количество	0	1
Количество	75	215
В среднем	0,39	0,382
Отклонение	0,142	0,148
Доля	26%	74%

Таблица 5. Гауссово распределение по тематике «спекулятивный тип инвестирования».

Количество	0	1
Количество	75	215
В среднем	0,016	0,014
Отклонение	0,039	0,026
Доля	26%	74%

Таблица 6. Гауссово распределение по тематике «психического состояния Олега Тинькова».

Количество	0	1
Количество	75	215
В среднем	0,00141	0,00161
Отклонение	0,00049	0,00306
Доля	26%	74%

Что касается прогностической матрицы классификации, то такой результат можно объяснить тем, что исследуемые параметры (признаки-тематики публикаций), согласно методу наивного байесовского классификатора, не коррелируют между собой, что позволяет данной модели классификации в большей степени угадывать, как в данном случае, класс «0».

Далее рассмотрим результаты прогностической модели метода PNN (Probabilistic Neural Network).

Таблица 7. Матрица классификации, полученная с помощью метода вероятностной нейронной сети.

Тип портфеля / Prediction значение	1	0
1	420	78
0	148	28

Так, можно увидеть, что в большей степени данная модель угадывает класс «1». Это можно связать с тем, что принцип данного метода основан на получение вероятностных оценок принадлежности к определенному классу, следовательно, даже если посмотреть на выборку поверхностным путем, нетрудно догадаться о довольно однозначной специфике определения класса с помощью числовых значений признаков биаризированной переменной. Точность прогностической модели PNN составила 66,47%.

Далее перейдем к описанию результатов модели, где использовался метод логистической регрессии. Здесь всё намного интереснее, во-первых, можно увидеть то, каким образом признаки-факторы влияют на зависимые переменные (классы «0» и «1»):

Таблица 8. Независимые переменные, их коэффициенты регрессии и логит значение функции.

Logit	Переменная	Коэффициент
0	«совете о покупке какого-либо актива»	-0,924
0	«консервативное инвестирование»	1,985
0	«спекулятивный тип инвестирования»	-0,324
0	«психического состояния Олега Тинькова»	-1,143
0	Постоянная	-0,405

Так, видно, что при уменьшении числовых значений тематик консервативного инвестирования, характеристики психического состояния Олега Тинькова и просьбы в совете о покупке какого-либо актива, а также при увеличении значения тематики технического анализа, модель определяет логит значение как 0, т.е. при данной специфике факторов выявляется тот факт, что портфель пользователя является либо бездоходным – с нулевой доходностью, либо убыточным. Стоит отметить, что при определении моделью класса «1», значения коэффициентов регрессии отличаются только знаком, так как по модулю они одинаковы. Так, данные результаты можно объяснить следующим образом, во-первых, ни для кого не секрет, что спекулятивный тип инвестирования имеет более высокие риски, чем консервативный, поэтому при следовании принципам первого инвестор с большей вероятностью потеряет свои деньги, что и показывает логит-модель; во-вторых, признак, характеризующий тематику просьбы совета начинающими инвесторами в покупке какого-либо актива, влияет на определение класса «0» отрицательно, потому что показывает в данном случае интересную специфику: скорее всего, начинающие инвесторы, не просящие совета данного типа при выборе финансового инструмента в свой портфель исходят только из, например, графика котировок этого актива и каких-то личных предубеждений насчет этого, не используя никакой дополнительной информации, что и отрицательно сказывается на доходности их ин-

вестиционного портфеля на начальном этапе деятельности рассматриваемого вида. Также стоит отметить, что более релевантный вывод по данному параметру и его результату можно было бы сделать, если бы «у» не был бинаризован – таким образом, мы бы увидели, на сколько доходны портфели таких юзеров «Пульса» при увеличении содержания данной тематики в их публикациях.

Что касается признака характеристики психического состояния Олега Тинькова и специфики его влияния на «у», то можно сказать, что это довольно неординарный фактор, из-за чего описание его детерминации того или иного класса не поддается логическому объяснению.

Далее рассмотрим матрицу классификации модели с методом логистической регрессии.

Таблица 9. Матрица классификации, полученная с помощью метода логистической регрессии.

Тип портфеля / Prediction значение	1	0
1	498	0
0	176	0

Видно, что данная модель угадывает исключительно класс «1», при этом ее точность составила 73,89%.

Теперь рассмотрим результаты, полученные с помощью метода дерева решений, а также его улучшенной с помощью градиентного бустинга версии.

Структура самого дерева получилась довольно сложной, где перебирается множество вариантов определения принадлежности какого-либо признака-тематики к тому или иному классу в определенном диапазоне степени присутствия тематики в постах пользователя «Пульса». Исходя из этого, нет смысла разбирать полностью получившуюся структуру дерева решений. Единственное, что можно отметить, это значительное количество правил, рассматривающих определенные значения содержания тематик, связанных с начинающими инвесторами и спекулятивным типом инвестирования.

Рассмотрим прогностическую матрицу классификации, полученную с помощью данного метода (табл. 10).

Таблица 10. Матрица классификации, полученная с помощью дерева решений.

Тип портфеля / Prediction значение	1	0
1	388	110
0	143	33

Точность составила 62,46% – неудивительно, хоть и предсказывается довольно большое число класса «1», также заметно неправильное распределение класса «0» к классу «1» и наоборот; но есть и свои незначительные плюсы: модель правильно угадала 33 единицы портфелей класса «0».

Теперь рассмотрим такую же матрицу, полученную с помощью дерева решений, улучшенного градиентным бустингом:

Таблица 11. Матрица классификации, полученная с помощью дерева решений, улучшенного градиентным бустингом.

Тип портфеля / Prediction значение	1	0
1	409	89
0	157	19

Так, точность данной модели увеличилась по сравнению с точностью предыдущей, но незначительно и составила 63,5%. Как можно увидеть, это произошло из-за того, что данный вариант дерева решений лучше угадывает класс «1», в то время как количество угаданных классов «0» сократилось.

Далее оценим и сравним результаты, полученные на основе двух вариантов метода случайного леса (random forest), специфика которого, по сути, заключается в использовании ансамбля деревьев решений и является таким видом ансамблевого метода как бэггинг. В первой из них было получено 50 моделей, во второй – 1000. Ниже представлены матрицы классификации.

Таблица 12. Матрица классификации, полученная с помощью метода случайного леса (вариант с 50 моделями).

Тип портфеля / Prediction значение	1	0
1	495	3
0	174	2

Таблица 13. Матрица классификации, полученная с помощью метода случайного леса (вариант с 1000 моделей).

Тип портфеля / Prediction значение	1	0
1	431	67
0	155	21

Так, точность этих моделей получилось разной: в случае первого варианта она составила 73,74%, в случае же второго значительно ниже – 67%.

Таким образом, по полученным на данном этапе работы результатам можно сделать следующие выводы: выявлена главная тенденция, которая показывает, что точность классификации увеличивается при точном определении одного из классов – или класса «1», или класса «0» – это хорошо видно при сравнении моделей, где использовались методы наивного байесовского классификатора и логистической регрессии (точность первой, угадывавшей классы «1» и «0» практически одинаково – 42,29%; точность второй, которая угадывает правильно исключительно класс «1» – 73,89%); кроме того, каждый из рассмотренных методов в большей степени отгадывает класс «1».

Следующим этапом является объединение моделей. В ходе исследования было выявлено две наиболее подходящие с использованием трёх и четырех моделей о которых говорилось ранее соответственно. Рассмотрим первую из них. В данном случае были использованы:

1. Probabilistic Neural Network
2. Tree Ensemble learner
3. Gradient boosted trees

Выбор данных моделей был обоснован наиболее сбалансированными результатами при отдельном рассмотрении результатов. Были выбраны

наиболее оптимальные модели, показавшие хорошие результаты точности и способные предугадать не только лишь один из видов портфелей. Результаты объединенной модели представлены в таблице 14.

Таблица 14. Матрица классификации, полученная в первой объединённой модели.

Тип портфеля / Prediction значение	1	0
1	464	29
0	171	10

Так, точность модели составляет 70,326%. Можно увидеть, что модель плохо угадывает тип портфеля «0», однако класс «1» имеет положительные значения.

Далее рассмотрим вторую объединенную модель. В данном случае были выбраны:

1. Tree Ensemble learner
2. Naive bayes learner
3. Probabilistic Neural Network
4. Random forest learner

В данном случае выбор был обусловлен результатами первой объединенной модели. Как следует из результатов первой модели, класс портфеля «0» верно предугадывается редко, таким образом было решено включить в список методов Naive bayes learner который хорошо справляется с данной задачей. Метод Random forest learner и Tree Ensemble learner были выбраны, поскольку положительно справляются именно с предсказанием «1» типа портфеля и Probabilistic Neural Network имеет наиболее оптимальные результаты в предсказании класса портфеля. Результаты второй объединенной модели представлены в таблице 15.

Таблица 15. Матрица классификации, полученная во второй объединённой модели.

Тип портфеля / Prediction значение	1	0
1	489	14
0	159	12

Точность данной модели составляет 74,332%. Так, число верно угаданных портфелей по двум

представленным классам увеличилось, что подтверждает предположение об эффективности использования методов, хорошо справляющихся с предсказанием только одного типа портфеля в рамках объединенной модели.

Таким образом, можно сделать вывод о преимуществах использования данной системы прогнозирования. Так, анализ и последующая комбинация методов позволяет получить более высокий результирующий показатель в виде доли верно определенных типов портфелей. Данный метод является гибким и позволяет применять противоположные по специфике определения какого-либо вида портфеля модели для достижения лучшего показателя доходности. В рамках данного исследования именно такой вид комбинации показал наибольшую долю верно определенного типа портфеля пользователя, что говорит об эффективности применения данного метода. Дальнейшее применения метода комбинации моделей является продуктивным решением для оценки как минимум бинаризованных показателей и имеет перспективы для дальнейших исследований.

Так же, следуя из полученных результатов исследования, можно подтвердить основную гипотезу, что исходя из информационного потока от отдельного пользователя «инвестиционной» социальной сети «Пульс», отражающий его поведенческую специфику, можно определить доходность инвестиционного портфеля данного пользователя. Юмор, аналитика и советы пользователя, затронутые в постах, имеют прямое влияние на результирующий фактор, то есть его доход или убытки. Для рядового пользователя «Пульса» это может означать, что верить «аналитикам» в данной социальной сети и совершать сделки на основе их выводов либо советов не является лучшим решением, так же при решении довериться каким-либо инвестиционным советам стоит обратить внимание на информационный поток данного пользователя и доходность его портфеля. Важно помнить, что посты в данной социальной сети никогда не являются индивидуальной инвестиционной рекомендацией, необходимо самостоятельно оценивать ситуацию на фондовом рынке и проводить свои анализы перед совершением сделки.

Библиографический список

1. Илалтдинова А. И., Конников Е. А., Родионов Д. Г. Влияние направленного цифрового информационного фона на стоимость акций ТНК // Информационные системы и технологии. – 2021. – 2(124). – С. 23–31.
2. Лямин Б. М., Конников Е. А. Использование инновационных средств автоматизации для анализа влияния развития информационной среды на благополучие человека в контексте цифровой трансформации / // Экономические науки. – 2021. – № 204. – С. 249–254. – DOI: [10.14451/1.204.249](https://doi.org/10.14451/1.204.249).
3. Родионов Д. Г., Конников Е. А., Алферьев Д. А. Информационный капитал предприятия как целевой показатель развития в рамках цифровых экономических систем / // Экономические науки. – 2020. – № 190. – С. 131–137. – DOI: [10.14451/1.190.131](https://doi.org/10.14451/1.190.131).
4. Родионов Д. Г., Конников Е. А., Конникова О. А. Методология системного анализа информационной среды // Экономические науки. – 2021. – № 196. – С. 160–174. – DOI: [10.14451/1.196.160](https://doi.org/10.14451/1.196.160).
5. Родионов Д. Г., Конников Е. А., Мугутдинов Р. М. Системный анализ конкурентоспособности цифрового предприятия в рамках информационной среды / // Экономические науки. – 2020. – № 193. – С. 394–401. – DOI: [10.14451/1.193.394](https://doi.org/10.14451/1.193.394).
6. Родионов Д. Г., Конников Е. А., Шадров К. С. Инструменты анализа влияния эмоциональной окраски новостного фона на изменение курса криптовалют // Экономические науки. – 2022. – № 211. – С. 139–160. – DOI: [10.14451/1.211.139](https://doi.org/10.14451/1.211.139).
7. Родионов Д. Г., Мугутдинов Р. М., Конников Е. А. Автоматизированный алгоритм системного анализа конкурентоспособности цифрового предприятия в рамках информационной среды // Экономические науки. – 2021. – № 200. – С. 98–108. – DOI: [10.14451/1.200.98](https://doi.org/10.14451/1.200.98).
8. Родионов Д. Г., Пашинина П. А., Конников Е. А. Автоматизированный алгоритм квантификации информационной среды финансового рынка // Экономические науки. – 2022. – № 212. – С. 134–139.
9. Родионов Д. Г., Пашинина П. А., Конников Е. А. Квантификаторы информационной среды финансового рынка / // Экономические науки. – 2022. – № 211. – С. 125–128. – DOI: [10.14451/1.211.125](https://doi.org/10.14451/1.211.125).

10. Родионов Д. Г., Пашина П. А., Конников Е. А. Модель влияния информационной среды финансового рынка на основные параметры финансовых активов // Экономические науки. – 2022. – № 213. – С. 74–84. – DOI: [10.14451/1.213.74](https://doi.org/10.14451/1.213.74).
11. Agnew J. R., Szykman L. R. Asset allocation and information overload: The influence of information display, asset choice, and investor experience // The Journal of Behavioral Finance. – 2005. – Vol. 6, no. 2. – P. 57–70.
12. Nagy R. A., Obenberger R. W. Factors influencing individual investor behavior // Financial Analysts Journal. – 1994. – Vol. 50, no. 4. – P. 63–68.
13. Rodionov D., Zaytsev A., Konnikov E. Modeling changes in the enterprise information capital in the digital economy // Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity. – 2021. – Vol. 7, no. 3. – P. 779–799. – DOI: [10.3390/joitmc7030166](https://doi.org/10.3390/joitmc7030166).
14. Slovic P. Psychological study of human judgment: Implications for investment decision making // The Journal of Finance. – 1972. – Vol. 27, no. 4. – P. 779–799.
15. Soria K. M., Weiner B., Lu E. C. Financial decisions among undergraduate students from low-income and working-class social class backgrounds // Journal of Student Financial Aid. – 2014. – Vol. 44, no. 1. – P. 2.