

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ МАКРОЭКОНОМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ НА ОСНОВЕ ТЕКСТОВОЙ ИНФОРМАЦИИ ИЗ ОБЛАСТИ СТРАТЕГИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ В РОССИИ

А. В. Заграновская

Санкт-Петербургский государственный экономический университет,
Санкт-Петербург, Россия

Современные условия хозяйствования отличаются экспоненциальным ростом доступной в электронном виде информации и большим интересом к ее использованию для получения конкурентных преимуществ. Статья посвящена исследованию влияния публикаций в средствах массовой информации на важнейшие социально-экономические показатели на основе построенной по разнородным данным причинно-следственной диаграммы, которая отражает основные концепты системы стратегического управления в России. Методологической базой исследования послужили теории когнитивного, тематического моделирования, а также регрессионного анализа. В работе применяются методы тематического моделирования, машинного обучения, статистического анализа данных. Автором предложена процедура автоматизированного построения причинно-следственной диаграммы на основе качественных и количественных данных. Выявленная система причинных связей между ключевыми концептами системы позволила построить прогнозные модели высокой точности. Результаты исследования показали, что темы, освещаемые в СМИ, влияют на социально-экономические показатели. Правда, неожиданные события делают неадекватными математические модели, опирающиеся на инерционность систем. В теоретическом плане предложена процедура автоматизированного построения причинно-следственной диаграммы на основе разнородных данных, которая позволяет устранить проблему субъективности экспертных оценок при построении когнитивной карты. В прикладном плане с опорой на причинно-следственную диаграмму построены модели прогнозирования важнейших социально-экономических показателей на основе публикаций в СМИ, что дает возможность принимать обоснованные управленческие решения и в случае необходимости влиять на ситуацию.

Ключевые слова: анализ экономических систем, причинно-следственная диаграмма, тематическое моделирование, регрессионный анализ, установление причинной связи, машинное обучение.

FORECASTING MACRO-ECONOMIC INDICATORS BASED ON TEXT INFORMATION FROM STRATEGIC MANAGEMENT FIELD IN RUSSIA

Anna V. Zagranovskaia

Saint Petersburg State Economic University,
Saint Petersburg, Russia

The current situation in economic activity is notable for exponential increase in accessible e-information and serious interest in its use in order to get competitive advantages. The article studies influence of information published in mass media on the essential social and economic indicators, which show key concepts of the system of strategic management in Russia. Methodological basis of the research was formed by theories of cognitive, topical modeling and regressive analysis. In the investigation the author used methods of topical modeling, machine education and statistical analysis of data. The author put forward the procedure of automated plotting of the cause-and-effect diagram based on qualitative and quantitative data. The system of causal links between key concepts of the system gave a chance to build forecast models of high accuracy. Findings of the research showed that topics being highlighted in mass media can influence social and economic indicators. Unfortunately, accidental events can make

mathematic models, relying on system inertia, inadequate. In theoretical aspect the article proposes the procedure of automated building of the cause-and-effect diagram based on heterogeneous data, which can eliminate the problem of subjectivity of expert estimations in plotting cognitive maps. In applied aspect models of forecasting the most important social and economic indicators based on mass media publications were worked out that lean against cause-and-effect diagram and can support well-grounded managerial decisions and in case of necessity can affect the situation.

Keywords: analysis of economic systems, cause-and-effect diagram, topical modeling, regressive analysis, identifying causal links, machine education.

Введение

Современные условия жизни отличаются высокой нестабильностью, динамичностью, разнообразием происходящих событий. Это снижает эффективность классических экономико-математических методов и моделей и требует применения специального инструментария. На эту роль могут претендовать когнитивные карты благодаря возможности качественного, количественного, пространственного и временного описания системы. С этим связано их активное применение в условиях неопределенности [44].

Когнитивные карты имеют вид ориентированного графа, отражающего структуру сложной системы. Его компоненты определяются экспертами. Это требует повышенного внимания к отбору специалистов, соблюдению процедуры экспертизы, что далеко не всегда выполняется.

В статье рассмотрена процедура построения причинно-следственной диаграммы на основе разнородных данных с использованием методов машинного обучения.

При исследовании более 1 000 публикаций в СМИ за период с 2002 по 2021 г. были обнаружены ключевые темы в области стратегического управления, установлены возможные причинные связи между ними.

Качественная информация была дополнена количественной с целью установления связей и повышения точности прогнозирования важнейших социально-экономических показателей. Показатели отбирались так, чтобы были по возможности охвачены все системные элементы. Тем самым был обеспечен системный подход к моделированию системы стратегического управления в России.

Полученная диаграмма послужила основой построения моделей прогнозирования социально-экономических показателей на основе публикаций в СМИ.

Когнитивные карты как способ моделирования сложных систем

Интеллектуальные модели являются основой для принятия решений [28]. В ментальных моделях отражаются общепринятые практики, типичное поведение, восприятие мира и т. д. Они определяют видение будущего компании, задают границы принятия решений.

Возможность анализа поведения системы с помощью нечетких когнитивных карт привела к их активному использованию в долгосрочном прогнозировании с помощью сценариев. В когнитивных картах можно интегрировать качественную и количественную информацию, что делает их уникальным инструментом, способным глубоко описать сложную ситуацию. Недаром они применяются во многих областях. Впервые когнитивные карты использовались для поддержки принятия решений в социальной и политической сферах [20]. Известно про их применение в экономике, экологии, медицине [17]. Кроме того, они полезны в оценке качества [26], в сфере информационных технологий [41], в области стратегического управления [24; 32].

Появление нечетких когнитивных карт сделало моделирование сложных систем более информативным. Были разработаны методы их построения [33–35], правила оценки связей между концептами, системные показатели [17].

В соответствии с системной динамикой социальные системы состоят из большого количества взаимодействующих посред-

ством петель обратной связи переменных [12; 16]. Поведение системы можно изменить путем воздействия на определенные точки. На качественной стадии создается модель, на количественной – проверяется ее верность путем тестирования разных гипотез о поведении системы [9]. Соответственно, инструментом качественной стадии выступает причинно-следственная диаграмма, а количественной – имитационные модели. Причинно-следственные диаграммы позволяют проследить логику зарождения и развития проблем, а также определить способы их решения [50].

По мнению Рассела Акоффа, решение проблемы зависит от умения выявить ее структуру связей [1]. Причинно-следственные диаграммы строят экспертно, опираясь на знания о предметной области. Поэтому данному методу присущи недостатки человеческого мышления. Он ленивый, действует по закону наименьшего напряжения. На него сильно влияют средства массовой информации [8].

Цифровизация и связанное с этим накопление большого объема данных, а также современные технологии их обработки позволяют использовать управление, основанное на данных, а не на экспертных оценках. Это должно привести к росту объективности при принятии решений.

Учет качественной информации при моделировании количественных показателей

Экспоненциальный рост оперативно размещаемой в Интернете информации делает актуальной задачу ее использования для построения более точных прогнозов социально-экономических показателей и принятия обоснованных управленческих решений. Бурное развитие информационных технологий и методов машинного обучения делает эту задачу осуществимой. Это подтверждается многочисленными публикациями на тему применения современных методов обработки формализованных и неформализованных данных в системах поддержки принятия решений [3; 10; 13; 15].

Так, рядом авторов предлагается интегрированный показатель для экспресс-анализа состояния предприятия на основе использования открытых данных [4]. Его составляющие оцениваются с помощью логистической регрессии, методов кластерного анализа, тематического моделирования, статистического анализа.

В сфере туризма компании учитывают отзывы клиентов для улучшения своего сервиса [29]. В Австралии власти реагируют на настроения инвесторов [45]. Много исследований зарубежных авторов посвящено прогнозированию показателей финансовой сферы на основе публикаций в средствах массовой информации [27; 30; 38; 46; 49].

Популярными являются работы по прогнозированию курса валюты на основе текстовой информации [21; 25; 40]. Авторы анализируют влияние отчетов банка на процентную ставку [39].

Отечественные ученые также исследуют влияние текстовой информации на рынок финансов [5; 14]. В ряде статей курс рубля прогнозируется на основе публикаций в средствах массовой информации [2; 6; 11].

За рубежом новости не только отражают восприятие экономическими агентами инструментов денежно-кредитной политики, но и влияют на их восприятие [23; 31; 36].

В исследованиях также выявлено влияние текстовой информации, содержащейся в отчетах компании, на ее стоимость [18; 19].

Ученые исследуют и нефинансовую сферу. Так, на основе анализа новостей можно прогнозировать победу на выборах кандидатов [48], можно выявлять фейковые новости [47].

В данном исследовании прогнозируются ключевые макроэкономические показатели России на основе содержимого публикаций в СМИ в области стратегического управления за прошлые периоды времени.

В указанных ранее работах анализ тональности текста играет ключевую роль для построения количественных показателей информационных сигналов.

Особенностью данного исследования является то, что квантификация текстовой

информации осуществляется на основе модели Doc2Vec, для которой важен порядок слов в предложении и которая позволяет уловить его смысловое содержание так, что слова, близкие по смыслу, будут близкими в векторном пространстве. Причем намеренно в модель включаются данные прошлых периодов из-за большого периода инерционности рассматриваемой экономической системы.

В статье делается попытка системно проанализировать текущую социально-экономическую ситуацию в России. С этой целью отобраны ключевые макроэкономические показатели, охватывающие почти все системные блоки при конструктивном рассмотрении системы стратегического управления в России. Кроме того, проверяется гипотеза о влиянии публикаций в СМИ на важнейшие социально-экономические показатели и по результатам строятся соответствующие прогнозные модели.

Источники данных

В исследовании использовались разнообразные данные, а именно текстовая информация и макроэкономические показатели за период с 2002 по 2021 г., т. е. за 20 лет.

Из базы данных ПОЛПРЕД было проанализировано более 1 000 новостей из области стратегического управления в России. При этом использовались тематические модели, которые строились в среде программирования `python`.

Ранее мы подробно описывали, как определялось количество тем, проводилась их идентификация на основе ключевых слов, устанавливались причинные связи между ними [7]. В результате были выделены следующие концепты (темы):

- Тема 0. Проекты России.
- Тема 1. Развитие России: вопросы сотрудничества и управления.
- Тема 2. Россия и другие страны: региональные проблемы.
- Тема 3. Негативное мнение населения по поводу недостаточного использования страной своих возможностей.

– Тема 4. Изменение территории и СМИ.

- Тема 5. Расчеты в рублях.
- Тема 6. Рынок и образование.
- Тема 7. Проблемы российских компаний.
- Тема 8. Инвестиции в города, повышение доходов населения.

Там же показано, что на основе модели Doc2Vec выявленные темы можно представить в виде векторов заданной пользователем размерности [37], что позволяет применить к ним статистические методы анализа.

Здравый смысл подсказывает, что СМИ обладают властью, так как широко освещают наиболее важные для общества вопросы. Тем самым они задают вектор развития экономической системы, что проявляется в изменении социально-экономических показателей. Проверим эту гипотезу.

Из Российского статистического ежегодника были отобраны следующие социально-экономические показатели России за период с 2002 по 2021 г.:

- ИНВ – инвестиции в основной капитал в фактически действовавших ценах, млн руб.;
- ОПЖ – ожидаемая продолжительность жизни, лет;
- ЗП – среднедушевые денежные доходы (в месяц), руб.;
- ВВП – валовой внутренний продукт, млрд руб.;
- ГРУЗЫ – перевозки грузов всеми видами транспорта, млн т.

Выбор такого набора показателей объясняется желанием осветить по возможности все системные элементы из матрицы системных характеристик (вход, выход, компоненты процессора: оснащение, последовательность, субъект труда и катализатор), которая выступает конструктивным определением системы и обеспечивает охват всех ее сфер деятельности.

Методология исследования

Концепты причинно-следственной диаграммы, связанные с текстовой информа-

цией, выявлялись с помощью методов анализа текста.

Сегодня существует возможность статистического анализа текста с помощью тематических моделей, которые используются для поиска, сегментации, классификации, аннотирования текстов [4].

Наибольшей популярностью пользуется латентное размещение Дирихле (LDA).

В модели LDA предполагается, что темы, будучи общими для документов коллекции, берутся случайным образом из распределения Дирихле. Соответственно, их пропорции меняются стохастически в разных документах. Каждая тема представляет собой многочлен из слов фиксированного словаря [22].

Чтобы построить модель LDA, нужно задать количество тем, которые от нас скрыты. Поэтому приходится использовать метод перебора, в ходе которого находится количество тем, при котором достигает максимума показатель когерентности.

Показатель когерентности используется для того, чтобы оценить интерпретируемость тематической модели [43].

В когерентной теме наиболее часто встречающиеся термины неслучайно часто встречаются совместно в документах коллекции [42].

Установление причинных связей между концептами и построение прогнозных моделей осуществлялись с использованием статистических методов анализа и прогнозирования данных, а также методов машинного обучения, которые более подробно рассмотрены далее.

Выявление причинных связей между темами и социально-экономическими показателями

При построении модели регрессии желательнее убедиться в том, что распределение результирующего признака несущественно отличается от нормального. Поэтому ко всем социально-экономическим показателям был применен тест Шапиро-Уилка, который не обнаружил статистически значимых (на уровне 0,05) различий

распределений признаков от нормального вида (рис. 1).

	W	pval	normal
ОПЖ	0.932853	0.175196	True
ИНВ	0.961514	0.574522	True
ЗП	0.947207	0.326680	True
ВВП	0.950772	0.378955	True
ГРУЗЫ	0.939822	0.237934	True

Рис. 1. Проверка нормальности распределений социально-экономических показателей на основе критерия Шапиро-Уилка

Предположим, что влияние тем на социально-экономические показатели, если оно наблюдается, может происходить с лагом во времени. Это проверяется с помощью теста Грэнджера. Прежде всего определим максимальный лаг для показателей, чтобы обеспечить достаточное количество наблюдений для расчетов. Это $\frac{1}{4}$ от количества наблюдений, т. е. 5. Тест Грэнджера применяется к временным рядам, поэтому была построена динамическая тематическая модель (DTM), расширяющая модель LDA. Что касается социально-экономических показателей, то по ним тоже были взяты временные ряды соответствующей длины в 20 лет (рис. 2).

На основе результатов, полученных с помощью теста Грэнджера, можно сделать выводы, представленные на рис. 3, который можно воспринимать как словесное представление причинно-следственной диаграммы, построенной на основе разнородных данных.

Из рис. 3 видно, что гипотеза подтвердилась, а именно темы, освещаемые в СМИ (Тема 0, Тема 2, Тема 3, Тема 6, Тема 7), влияют на социально-экономические показатели (ОПЖ, ЗП, ИНВ, ВВП, ГРУЗЫ). Кроме того, видно, что социально-экономические показатели (ЗП, ИНВ, ВВП, ГРУЗЫ) влияют на темы (Тему 1, Тему 3, Тему 7) и темы оказывают друг на друга влияние.

	ОПЖ	ИНВ	ЗП	ВВП	ГРУЗЫ	Тема_0	Тема_1	Тема_2	Тема_3	Тема_4	Тема_5	Тема_6	Тема_7	Тема_8
Годы														
2002	64.95	1.76e+06	3947.19	10830.54	8487.5	0.21	-0.05	0.43	0.50	0.25	-0.35	0.18	-0.18	0.01
2003	64.86	2.19e+06	5167.37	13208.23	8767.8	0.12	-0.05	0.08	0.46	-0.13	-0.37	0.46	0.14	0.05
2004	65.31	2.87e+06	6399.00	17027.19	8978.3	0.30	0.54	0.24	0.32	0.05	0.05	-0.06	-0.14	0.03
2005	65.37	3.61e+06	8088.31	21609.77	9167.1	0.23	0.59	0.33	0.01	-0.06	-0.11	0.21	-0.25	0.29
2006	66.69	4.73e+06	10154.80	26917.20	9300.7	0.57	-0.02	0.07	0.51	0.42	-0.27	0.04	-0.21	-0.11

Рис. 2. Темы динамической тематической модели и ключевые социально-экономические показатели за первые 5 лет из периода с 2002 по 2021 г.

показатель Тема_0 влияет на показатель ОПЖ
 показатель Тема_2 влияет на показатель ОПЖ
 показатель Тема_6 влияет на показатель ОПЖ
 показатель Тема_8 влияет на показатель ОПЖ
 показатель ВВП влияет на показатель ИНВ
 показатель ГРУЗЫ влияет на показатель ИНВ
 показатель Тема_0 влияет на показатель ИНВ
 показатель Тема_2 влияет на показатель ИНВ
 показатель Тема_3 влияет на показатель ИНВ
 показатель Тема_6 влияет на показатель ИНВ
 показатель Тема_7 влияет на показатель ИНВ
 показатель ГРУЗЫ влияет на показатель ЗП
 показатель Тема_0 влияет на показатель ЗП
 показатель Тема_7 влияет на показатель ЗП
 показатель Тема_8 влияет на показатель ЗП
 показатель ЗП влияет на показатель ВВП
 показатель Тема_3 влияет на показатель ВВП
 показатель Тема_7 влияет на показатель ВВП
 показатель Тема_2 влияет на показатель ГРУЗЫ
 показатель Тема_3 влияет на показатель Тема_0
 показатель ИНВ влияет на показатель Тема_1
 показатель ВВП влияет на показатель Тема_1
 показатель ГРУЗЫ влияет на показатель Тема_1
 показатель Тема_0 влияет на показатель Тема_1
 показатель Тема_3 влияет на показатель Тема_1
 показатель Тема_0 влияет на показатель Тема_2
 показатель Тема_4 влияет на показатель Тема_2
 показатель Тема_8 влияет на показатель Тема_2
 показатель ЗП влияет на показатель Тема_3
 показатель Тема_2 влияет на показатель Тема_3
 показатель Тема_0 влияет на показатель Тема_4
 показатель Тема_0 влияет на показатель Тема_5
 показатель Тема_6 влияет на показатель Тема_5
 показатель Тема_1 влияет на показатель Тема_6
 показатель ГРУЗЫ влияет на показатель Тема_7
 показатель Тема_8 влияет на показатель Тема_7

Рис. 3. Выводы о возможной причинной связи между показателями на основе результатов теста Грэнджера

Модели прогнозирования социально-экономических показателей

Построим набор моделей линейной регрессии, описывающих зависимость значений социально-экономических показателей от содержимого тем, освещаемых в СМИ, в прошлые периоды. При этом бу-

дем опираться на результаты теста Грэнджера.

Начнем с показателя ожидаемой продолжительности жизни населения (ОПЖ). Наилучшей оказалась модель зависимости этого показателя от содержимого Темы 6 в предыдущем периоде (рис. 4).

OLS Regression Results						
Dep. Variable:	y	R-squared (uncentered):	0.817			
Model:	OLS	Adj. R-squared (uncentered):	0.804			
Method:	Least Squares	F-statistic:	62.63			
Date:	Thu, 12 Oct 2023	Prob (F-statistic):	1.55e-06			
Time:	10:26:13	Log-Likelihood:	-72.393			
No. Observations:	15	AIC:	146.8			
Df Residuals:	14	BIC:	147.5			
Df Model:	1					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Tema_6(1)	155.1203	19.601	7.914	0.000	113.081	197.160
Omnibus:	2.290	Durbin-Watson:		1.759		
Prob(Omnibus):	0.318	Jarque-Bera (JB):		1.315		
Skew:	0.434	Prob(JB):		0.518		
Kurtosis:	1.838	Cond. No.		1.00		

Рис. 4. Сводка по модели линейной регрессии, описывающей зависимость ОПЖ от переменной Тема 6 ($t - 1$)

Из рис. 4 видно, что модель значима на уровне 0,01. Коэффициент при переменной Тема 6 ($t - 1$) также значимо отличается от нуля на уровне 0,01. Показатель MAPE составил 1,266, что свидетельствует об очень низкой точности модели линейной регрессии.

В связи с этим было принято решение рассмотреть ансамбли деревьев, которые известны своей точностью (Ada Boost, GBM, Random Forest, Extra Trees). При этом использовались те же факторные признаки, что и в модели линейной регрессии.

Самую высокую точность на кросс-валидации с 10 фолдами показал алгоритм Extra Trees с показателем MAPE, равным 0,023. Это свидетельствует о высокой точности модели. Поэтому ей нужно отдать предпочтение при прогнозировании ОПЖ.

Далее рассмотрим показатель средне-душевых денежных доходов населения (ЗП). Наилучшей оказалась модель зависимости этого показателя от содержимого Темы 0 с лагами 1–4, Темы 7 с лагом 1, а также от показателя перевозки грузов всеми видами транспорта (ГРУЗЫ) с лагами 1 и 5 (рис. 5).

Как видно из рис. 5, модель и коэффициенты значимы на уровне 0,05. Показатель MAPE равен 0,049, что свидетельствует о высокой точности модели линейной регрессии.

Теперь обратимся к показателю инвестиций в основной капитал в фактически действовавших ценах (ИНВ). Наилучшей оказалась модель зависимости этого показателя от содержимого Темы 0 с лагами 1–4 (рис. 6).

Из рис. 6 видно, что модель и коэффициенты значимы на уровне 0,05. Показатель MAPE равен 0,144, что свидетельствует

о хорошей точности модели линейной регрессии.

OLS Regression Results						
Dep. Variable:	y	R-squared (uncentered):	0.998			
Model:	OLS	Adj. R-squared (uncentered):	0.996			
Method:	Least Squares	F-statistic:	601.601			
Date:	Thu, 12 Oct 2023	Prob (F-statistic):	3.02e-10			
Time:	10:26:13	Log-Likelihood:	-127.77			
No. Observations:	15	AIC:	269.5			
Df Residuals:	8	BIC:	274.5			
Df Model:	7					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Tema_0(1)	1.548e+04	1990.335	7.779	0.000	1.09e+04	2.01e+04
Tema_0(2)	2.197e+04	2413.979	9.100	0.000	1.64e+04	2.75e+04
Tema_0(3)	2.303e+04	2675.537	8.609	0.000	1.69e+04	2.92e+04
Tema_0(4)	1.364e+04	2184.837	6.242	0.000	8598.613	1.87e+04
Tema_7(1)	7370.2098	2565.324	2.873	0.021	1454.561	1.33e+04
ГРУЗЫ(1)	-3.8606	0.738	-5.232	0.001	-5.562	-2.159
ГРУЗЫ(5)	3.4588	0.657	5.262	0.001	1.943	4.975
Omnibus:	2.738	Durbin-Watson:	1.416			
Prob(Omnibus):	0.254	Jarque-Bera (JB):	1.145			
Skew:	-0.191	Prob(JB):	0.564			
Kurtosis:	1.702	Cond. No.	1.03e+05			

Рис. 5. Сводка по модели линейной регрессии, описывающей зависимость ЗП от переменных Тема 0 ($t - 1$), Тема 0 ($t - 2$), Тема 0 ($t - 3$), Тема 0 ($t - 4$), Тема 7 ($t - 1$), ГРУЗЫ ($t - 1$), ГРУЗЫ ($t - 5$)

OLS Regression Results						
Dep. Variable:	y	R-squared (uncentered):	0.981			
Model:	OLS	Adj. R-squared (uncentered):	0.974			
Method:	Least Squares	F-statistic:	138.9			
Date:	Thu, 12 Oct 2023	Prob (F-statistic):	2.45e-09			
Time:	10:26:13	Log-Likelihood:	-239.22			
No. Observations:	15	AIC:	486.4			
Df Residuals:	11	BIC:	489.3			
Df Model:	4					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Tema_0(1)	8.491e+06	2.66e+06	3.193	0.009	2.64e+06	1.43e+07
Tema_0(2)	1.207e+07	2.52e+06	4.786	0.001	6.52e+06	1.76e+07
Tema_0(3)	1.075e+07	2.66e+06	4.036	0.002	4.89e+06	1.66e+07
Tema_0(4)	7.014e+06	2.85e+06	2.460	0.032	7.38e+05	1.33e+07
Omnibus:	2.720	Durbin-Watson:	0.848			
Prob(Omnibus):	0.257	Jarque-Bera (JB):	1.434			
Skew:	-0.757	Prob(JB):	0.488			
Kurtosis:	3.033	Cond. No.	4.77			

Рис. 6. Сводка по модели линейной регрессии, описывающей зависимость ИНВ от переменных Тема 0 ($t - 1$), Тема 0 ($t - 2$), Тема 0 ($t - 3$), Тема 0 ($t - 4$)

Посмотрим на важнейший экономический показатель валового внутреннего продукта (ВВП). Лучшей оказалась модель

зависимости ВВП от содержимого Темы 3 с лагами 1 и 5 и Темы 7 с лагами 1 и 5 (рис. 7). Из рис. 7 видно, что модель и ко-

эффиценты значимы на уровне 0,05. Показатель MAPE равен 0,34, что свидетель-

ствует об удовлетворительной точности модели линейной регрессии.

OLS Regression Results						
Dep. Variable:	y	R-squared (uncentered):	0.955			
Model:	OLS	Adj. R-squared (uncentered):	0.939			
Method:	Least Squares	F-statistic:	58.29			
Date:	Thu, 12 Oct 2023	Prob (F-statistic):	2.46e-07			
Time:	10:26:14	Log-Likelihood:	-167.72			
No. Observations:	15	AIC:	343.4			
Df Residuals:	11	BIC:	346.3			
Df Model:	4					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Tema_3(1)	5.335e+04	2.28e+04	2.345	0.039	3273.259	1.03e+05
Tema_3(5)	4.999e+04	2.14e+04	2.334	0.040	2848.021	9.71e+04
Tema_7(1)	6.127e+04	2.27e+04	2.697	0.021	1.13e+04	1.11e+05
Tema_7(5)	8.973e+04	2.1e+04	4.282	0.001	4.36e+04	1.36e+05
Omnibus:	1.124	Durbin-Watson:	1.595			
Prob(Omnibus):	0.570	Jarque-Bera (JB):	0.778			
Skew:	0.164	Prob(JB):	0.678			
Kurtosis:	1.934	Cond. No.	3.82			

Рис. 7. Сводка по модели линейной регрессии, описывающей зависимость ВВП от переменных Тема 3 ($t - 1$), Тема 3 ($t - 5$), Тема 7 ($t - 1$), Тема 7 ($t - 5$)

С целью повышения точности прогнозирования были рассмотрены ансамбли деревьев (Ada Boost, GBM, Random Forest, Extra Trees). При этом использовались те же факторные признаки, что и в модели линейной регрессии. Удовлетворительную точность на кросс-валидации с 10 фолдами показал алгоритм Random Forest со стандартизацией данных. Показатель MAPE оказался равным 0,2319.

Настройка параметров модели GBM со стандартизацией данных позволила не-

много повысить качество прогноза. Если взять параметр $n_estimators$ на уровне 400, то MAPE вырастет до 0,2271. Это лучший результат. Поэтому данной модели нужно отдать предпочтение при прогнозировании ВВП.

Наконец, рассмотрим показатель перевозки грузов всеми видами транспорта (ГРУЗЫ). Наилучшей оказалась модель зависимости этого показателя от содержимого Темы 2 с лагом 3 (рис. 8).

OLS Regression Results						
Dep. Variable:	y	R-squared (uncentered):	0.640			
Model:	OLS	Adj. R-squared (uncentered):	0.614			
Method:	Least Squares	F-statistic:	24.88			
Date:	Thu, 12 Oct 2023	Prob (F-statistic):	0.000199			
Time:	10:26:14	Log-Likelihood:	-148.95			
No. Observations:	15	AIC:	299.9			
Df Residuals:	14	BIC:	300.6			
Df Model:	1					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Tema_2(3)	1.748e+04	3504.719	4.988	0.000	9963.365	2.5e+04
Omnibus:	0.681	Durbin-Watson:	1.161			
Prob(Omnibus):	0.711	Jarque-Bera (JB):	0.341			
Skew:	-0.351	Prob(JB):	0.843			
Kurtosis:	2.774	Cond. No.	1.00			

Рис. 8. Сводка по модели линейной регрессии, описывающей зависимость показателя ГРУЗЫ от переменной Тема 2 ($t - 3$)

Как видно из рис. 8, модель и коэффициенты значимы на уровне 0,01.

Показатель MAPE равен 1,717, что свидетельствует об очень низкой точности модели линейной регрессии.

В связи с этим было принято решение рассмотреть ансамбли деревьев (Ada Boost, GBM, Random Forest, Extra Trees). При этом использовались те же факторные признаки, что и в модели линейной регрессии.

Высокую точность на кросс-валидации с 10 фолдами показал алгоритм Random Forest со стандартизацией данных. Показатель MAPE оказался равным 0,042. Это лучший результат. Поэтому данной модели нужно отдать предпочтение при прогнозировании показателя ГРУЗЫ.

Апробация моделей

Благодаря использованию в прогнозных моделях содержимого публикаций в СМИ за прошлые периоды и тому, что данные берутся с 2002 по 2021 г., появляется возможность прогнозирования социально-экономических показателей на 2022 г. В результате сравнения прогноза с фактическими данными был сделан ряд выводов.

Относительная ошибка прогноза на основе выбранных моделей по данным за 2022 г. составила:

- ОПЖ – 0,0225 – отлично;
- ЗП – 0,0085 – отлично;
- ИНВ – 23,4268 – ужасно;
- ВВП – 0,3672 – удовлетворительно;
- ГРУЗЫ – 0,0269 – отлично.

Ужасное качество прогноза для показателя инвестиций можно объяснить изменением обстановки в стране, что привело к мгновенному и резкому снижению объема инвестиций в экономику. Остальные показатели, похоже, не успели отреагировать на изменение ситуации.

Заключение

Проведенный анализ позволил подтвердить гипотезу о влиянии публикаций в СМИ на важнейшие социально-экономические показатели. Особенностью математических моделей является их действие в рамках периода инерционности системы. Поэтому неожиданные события делают их неадекватными.

В связи с этим нерационально, однажды построив модель, опираться долгое время на ее прогнозы при принятии решений. Стоит отслеживать слабые сигналы, которые содержатся в результатах анализа новостей, и в случае угроз осуществлять упреждающее управление.

Список литературы

1. Акофф Р. Искусство решения проблем. – М. : Мир, 1982.
2. Афанасьев Д. О., Федорова Е. А., Рогов О. Ю. О влиянии тональности новостей в международных СМИ на рыночный курс российского рубля: текстовый анализ // Экономический журнал Высшей школы экономики. – 2019. – Т. 23. – № 2. – С. 264–289.
3. Богданова Т. К., Жукова Л. В. Информационно-логическая модель экспресс-анализа соответствия состояния предприятия, удовлетворяющего нормативам и регламентам, на основе общедоступных данных // Бизнес-информатика. – 2022. – Т. 16. – № 1. – С. 42–55.
4. Воронцов К. В. Аддитивная регуляризация тематических моделей // Математические методы распознавания образов. – 2013. – Т. 16. – № 1. – С. 88.
5. Голованова Е. А., Зубарев А. В. Построение индикатора неопределенности по отношению к корректировке денежно-кредитной политики Банка России на основе новостных источников // Бизнес-информатика. – 2020. – Т. 14. – № 4. – С. 62–75.
6. Дробышевский С. М., Трунин П. В., Божечкова А. В., Горюнов Е. Л., Петрова Д. А. Анализ информационной политики Банка России // Вопросы экономики. – 2017. – № 10. – С. 88–110.

7. Заграновская А. В. Стратегическое управление в России: автоматизированное построение причинно-следственной диаграммы и выявление ключевых тем по данным СМИ // Прикладная информатика. – 2023. – Т. 18. – № 2. – С. 73–84.
8. Канеман Д. Думай медленно... решай быстро. – М. : АСТ, 2017.
9. Карпов Ю. Г. Имитационное моделирование систем. Введение в моделирование с Anylogic 5. – СПб. : БВХ-Петербург, 2009.
10. Кричевский М. Л. Методы машинного обучения при выборе стратегии предприятия // Вопросы инновационной экономики. – 2019. – Т. 9. – № 1. – С. 251–266.
11. Кузнецова О. С., Ульянова С. Р. Валютный курс и вербальные интервенции Банка России и органов государственной власти // Экономический журнал Высшей школы экономики. – 2018. – Т. 22. – № 2. – С. 228–250.
12. Медоуз Д. Х., Медоуз Д. Л., Рендерс Й., Беренс В. В. Пределы роста / пер. А. С. Саркисова. – М. : МГУ, 1991.
13. Опекунов А. Н., Кузьмина М. Г. Принципы формирования моделей прогнозирования вероятности банкротства предприятий с использованием элементов машинного обучения // Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе. – 2019. – № 4. – С. 24–31.
14. Петрова Д. А., Трунин П. В. Анализ влияния пресс-релизов ЦБ РФ на показатели денежного рынка // Бизнес-информатика. – 2021. – Т. 15. – № 3. – С. 24–34.
15. Савенков П. А. Использование методов и алгоритмов машинного обучения в системах поддержки принятия управленческих решений обучения // Вестник науки и образования. – 2019. – № 1–2 (55). – С. 23–25.
16. Сидоренко В. Н. Системная динамика. – М. : ТЕИС, 1998.
17. Силов Б. В. Принятие стратегических решений в нечеткой обстановке в политике, макроэкономике, социологии, менеджменте, медицине, экологии. – М. : ИНПРО-РЕС, 1995.
18. Федорова Е. А., Демин И. С., Хрустова Л. Е., Федоров Ф. Ю., Осетров Р. А. Влияние тональности писем СЕО на финансовые показатели компании // Российский журнал менеджмента. – 2017. – Т. 15. – № 4. – С. 441–462.
19. Федорова Е. А., Степнов И. М., Дрогозов П. А., Ращупкина А. А., Ремесник А. А. Влияние уровня раскрытия корпоративной социальной ответственности на цену акций: количественный и текстовый анализ // Экономический журнал Высшей школы экономики. – 2021. – № 25 (3). – С. 423–451.
20. Axelrod R. Structure of Decision: The Cognitive Maps of Political Elites. – Princeton, NJ : Princeton University Press, 1976.
21. Beckmann J., Czudaj R. Exchange Rate Expectations and Economic Policy Uncertainty // European Journal of Political Economy. – 2017. – Vol. 47. – P. 148–162.
22. Blei D. M., Lafferty J. D. A Correlated Topic Model of Science // The Annals of Applied Statistics. – 2007. – Vol. 1 (1). – P. 17–35.
23. Blinder A. S. et al. Central Bank Communication and Monetary Policy: A Survey of Theory and Evidence // Journal of Economic Literature. – 2008. – Vol. 46. – N 4. – P. 910–945.
24. Eden K., Ackermann F. Making Strategy: The Journey of Strategic Management. – London : Sage, 1998.
25. Ederington L., Guan W., Zongfei L. The Impact of the U. S. Employment Report on Exchange Rates // Journal of International Money and Finance. – 2019. – Vol. 90. – P. 257–267.
26. Evans J. R. Total Quality Management, Organization, and Strategy. – 4th ed. – Mason, OH : Thomson South-Western, 2005.
27. Filatov D. Central Banks Communication and the State of the Economy. – URL: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3519846 (дата обращения: 01.02.2021).

28. *Forrester J. W.* Counterintuitive Behavior of Social Systems // *Technology Review*. – 1971. – Vol. 73. – N 3. – P. 52–62.
29. *Fu Y., Hao J.-X., Li X., Hsu C. H. C.* Predictive Accuracy of Sentiment Analytics for Tourism: A Metalearning Perspective on Chinese Travel News // *Journal of Travel Research*. – 2019. – Vol. 58. – N 4. – P. 666–679.
30. *Hansen S., McMahon M.* Shocking Language: Understanding the Macroeconomic Effects of Central Bank Communication // *Journal of International Economics*. – 2016. – Vol. 99. – Suppl. 1. – P. S114–S133.
31. *Husted L., Rogers J., Sun B.* Monetary Policy Uncertainty // *International Finance Discussion Papers*. – 2017. – N 1215.
32. *Kaplan R. S., Norton D. P.* How Strategy Maps Frame an Organization's Objectives // *Financial Executive*. – 2004. – Vol. 20. – N 2. – P. 40–45.
33. *Kosko B.* Fuzzy Cognitive Maps // *International Journal of Man-Machine Studies*. – 1986. – Vol. 24. – P. 65–75.
34. *Kosko B.* *Neural Networks and Fuzzy Systems*. – Upper Saddle River, NJ : Prentice Hall, 1992.
35. *Kreinovich V., Stylios Ch.* Why Fuzzy Cognitive Maps Are Efficient // *Departmental Technical Reports (CS)*. – 2015. – P. 929.
36. *Kurov A., Stan R.* Monetary Policy Uncertainty and the Market Reaction to Macroeconomic News // *Journal of Banking & Finance*. – 2018. – Vol. 86. – P. 127–142.
37. *Le Q., Mikolov T.* Distributed Representations of Sentences and Documents // *Proceedings of the 31st International Conference on Machine Learning, PMLR*. – 2014. – Vol. 32 (2). – P. 1188–1196.
38. *Ludering J., Tillmann P.* Monetary Policy on Twitter and Asset Prices: Evidence from Computational Text Analysis // *North American Journal of Economics and Finance*. – 2018. – April. – P. 1–18.
39. *Moniz A., Jong de F.* Predicting the Impact of Central Bank Communications on Financial Market Investors' Interest Rate Expectations // *Proceedings of the European Semantic Web Conference (ESWC 2014)*. 25–29 May 2014. – Anissaras, Crete, Greece, 2014. – P. 144–155.
40. *Nassirtoussi Kh. A., Aghabozorgi S., Ying Wah T., Ngo D. C. L.* Text Mining of News-Headlines for FOREX Market Prediction: A Multi-layer Dimension Reduction Algorithm with Semantics and Sentiment // *Expert Systems with Applications*. – 2015. – Vol. 42 (1). – P. 306–324.
41. *Nelson K. M., Nadkarni S., Narayanan V. K., Ghods M.* Understanding Software Operations Support Expertise: A Revealed Causal Mapping Approach // *MIS Quarterly*. – 2000. – Vol. 24. – N 3. – P. 475–507.
42. *Newman D., Lau J. H., Grieser K., Baldwin T.* Automatic Evaluation of Topic Coherence // *Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics*. – Stroudsburg, PA, USA : Association for Computational Linguistics, 2010. – P. 100–108.
43. *Newman D., Noh Y., Talley E., Karimi S., Baldwin T.* Evaluating Topic Models for Digital Libraries // *Proceedings of the 10th Annual Joint Conference on Digital libraries*. – New York, USA : ACM, 2010. – P. 215–224.
44. *Papageorgiou E.* Review Study on Fuzzy Cognitive Maps and their Applications during the Last Decade // *Paper Presented at the IEEE International Conference on Fuzzy Systems*. – Taipei, Taiwan, 2011.
45. *Ponomareva N., Sheen J., Wang B. Z.* Does Monetary Policy Respond to Uncertainty? Evidence from Australia // *The Australian Economic Review*. – 2019. – Vol. 52. – N 3. – P. 336–343.

46. Ranco G. *et al.* The Effects of Twitter Sentiment on Stock Price Returns // PLoS One. – 2015. – Vol. 10. – N 9.
47. Reis J. C. S. *et al.* Supervised Learning for Fake News Detection // IEEE Intelligent Systems. – 2019. – Vol. 34. – N 2. – P. 76–81.
48. Sharma N. *et al.* Web-Based Application for Sentiment Analysis of Live Tweets // 19th Annual International Conference on Digital Government Research: Governance in the Data Age. – Delft, Netherlands, 2018. – P. 1–2.
49. Shen D., Urquhart A., Wang P. Does Twitter Predict Bitcoin? // Economics Letters. – 2019. – Vol. 174. – P. 118–122.
50. Wolstenholme E. F. Qualitative vs. Quantitative Modelling: the Evolving Balance // Journal of the Operational Research Society. – 1999. – Vol. 50 (4). – P. 422–428.

References

1. Akoff R. *Iskusstvo resheniya problem* [The Art of Problem Solving]. Moscow, Mir, 1982. (In Russ.).
2. Afanasev D. O., Fedorova E. A., Rogov O. Yu. O vliyaniy tonalnosti novostey v mezhdunarodnykh SMI na rynochnyy kurs rossiyskogo rublya: tekstovyy analiz [On the Influence of News Tone in International Media on the Market Exchange Rate of the Russian Ruble: Text Analysis]. *Ekonomicheskii zhurnal Vysshey shkoly ekonomiki* [Economic Journal of the Higher School of Economics], 2019, Vol. 23, No. 2, pp. 264–289. (In Russ.).
3. Bogdanova T. K., Zhukova L. V. Informatsionno-logicheskaya model ekspress-analiza sootvetstviya sostoyaniya predpriyatiya, udovletvoryayushchego normativam i reglamentam, na osnove obshchedostupnykh dannykh [Information and Logical Model of Express Analysis of the Compliance of the State of an Enterprise that Satisfies Standards and Regulations, Based on Publicly Available Data]. *Biznes-informatika* [Business Informatics], 2022, Vol. 16, No. 1, pp. 42–55. (In Russ.).
4. Vorontsov K. V. Additivnaya regulyarizatsiya tematicheskikh modeley [Additive Regularization of Topic Models]. *Matematicheskie metody raspoznavaniya obrazov* [Mathematical Methods for Pattern Recognition], 2013, Vol. 16, No. 1, p. 88. (In Russ.).
5. Golovanova E. A., Zubarev A. V. Postroenie indikatora neopredelennosti po otnosheniyu k korrektyrovke denezhno-kreditnoy politiki Banka Rossii na osnove novostnykh istochnikov [Construction of an Indicator of Uncertainty in Relation to the Adjustment of Monetary Policy of the Bank of Russia Based on News Sources]. *Biznes-informatika* [Business Informatics], 2020, Vol. 14, No. 4, pp. 62–75. (In Russ.).
6. Drobyshevskiy S. M., Trunin P. V., Bozhechkova A. V., Goryunov E. L., Petrova D. A. Analiz informatsionnoy politiki Banka Rossii [Analysis of the Information Policy of the Bank of Russia]. *Voprosy ekonomiki* [Economic Issues], 2017, No. 10, pp. 88–110. (In Russ.).
7. Zagranovskaya A. V. Strategicheskoe upravlenie v Rossii: avtomatizirovannoe postroenie prichinno-sledstvennoy diagrammy i vyyavlenie klyuchevykh tem po dannym SMI [Strategic Management in Russia: Automated Construction of a Cause-and-Effect Diagram and Identification of Key Topics Based on Media Data]. *Prikladnaya informatika* [Applied Informatics], 2023, Vol. 18, No. 2, pp. 73–84. (In Russ.).
8. Kaneman D. *Dumay medlenno... reshay bistro* [Think Slow... Decide Fast]. Moscow, AST, 2017. (In Russ.).
9. Karpov Yu. G. Imitatsionnoe modelirovanie sistem. Vvedenie v modelirovanie s Anylogic 5 [Simulation Modeling of Systems. Introduction to Simulation with Anylogic 5]. Saint Petersburg, BVKH-Petersburg, 2009. (In Russ.).

10. Krichevskiy M. L. Metody mashinnogo obucheniya pri vybore strategii predpriyatiya [Machine Learning Methods When Choosing an Enterprise Strategy]. *Voprosy innovatsionnoy ekonomiki* [Issues of Innovative Economics], 2019, Vol. 9, No. 1, pp. 251–266. (In Russ.).
11. Kuznetsova O. S., Ulyanova S. R. Valyutnyy kurs i verbalnye interventsii Banka Rossii i organov gosudarstvennoy vlasti [Exchange Rate and Verbal Interventions of the Bank of Russia and Government Authorities]. *Ekonomicheskiy zhurnal Vysshey shkoly ekonomiki* [Economic Journal of the Higher School of Economics], 2018, Vol. 22, No. 2, pp. 228–250. (In Russ.).
12. Medouz D. Kh., Medouz D. L., Renders Y., Berens V. V. Predely rosta [Growth Limits], translated by A. S. Sarkisov. Moscow, MGU, 1991. (In Russ.).
13. Opekunov A. N., Kuzmina M. G. Printsipy formirovaniya modeley prognozirovaniya veroyatnosti bankrotstva predpriyatiy s ispolzovaniem elementov mashinnogo obucheniya [Principles of Forming Models for Predicting the Probability of Bankruptcy of Enterprises Using Elements of Machine Learning]. *Modeli, sistemy, seti v ekonomike, tekhnike, prirode i obshchestve* [Models, Systems, Networks in Economics, Technology, Nature and Society], 2019, No. 4, pp. 24–31. (In Russ.).
14. Petrova D. A., Trunin P. V. Analiz vliyaniya press-relizov TSB RF na pokazateli denezhnogo rynka [Analysis of the Influence of Press Releases of the Central Bank of the Russian Federation on Money Market Indicators]. *Biznes-informatika* [Business Informatics], 2021, Vol. 15, No. 3, pp. 24–34. (In Russ.).
15. Savenkov P. A. Ispolzovanie metodov i algoritmov mashinnogo obucheniya v sistemakh podderzhki prinyatiya upravlencheskikh resheniy obucheniya [The Use of Machine Learning Methods and Algorithms in Training Management Decision Support Systems]. *Vestnik nauki i obrazovaniya* [Bulletin of Science and Education], 2019, No. 1–2 (55), pp. 23–25. (In Russ.).
16. Sidorenko V. N. Sistemnaya dinamika [System Dynamics]. Moscow, TEIS, 1998. (In Russ.).
17. Silov B. V. Prinyatie strategicheskikh resheniy v nechetkoy obstanovke v politike, makroekonomike, sotsiologii, menedzhmente, meditsine, ekologii [Making Strategic Decisions in an Ambiguous Environment]. Moscow, INPRO-RES, 1995. (In Russ.).
18. Fedorova E. A., Demin I. S., Khrustova L. E., Fedorov F. Yu., Osetrov R. A. Vliyanie tonalnosti pisem CEO na finansovye pokazateli kompanii [The Influence of the Tone of CEO Letters on the Company's Financial Performance]. *Rossiyskiy zhurnal menedzhmenta* [Russian Journal of Management], 2017, Vol. 15, No. 4, pp. 441–462. (In Russ.).
19. Fedorova E. A., Stepnov I. M., Drogovoz P. A., Rashchupkina A. A., Remesnik A. A. Vliyanie urovnya raskrytiya korporativnoy sotsialnoy otvetstvennosti na tsenu aktsiy: kolichestvennyy i tekstovyy analiz [Impact of Corporate Social Responsibility Disclosure Level on Stock Price: Quantitative and Textual Analysis]. *Ekonomicheskiy zhurnal Vysshey shkoly ekonomiki* [Economic Journal of the Higher School of Economics], 2021, No. 25 (3), pp. 423–451. (In Russ.).
20. Axelrod R. Structure of Decision: The Cognitive Maps of Political Elites. Princeton, NJ, Princeton University Press, 1976.
21. Beckmann J., Czudaj R. Exchange Rate Expectations and Economic Policy Uncertainty. *European Journal of Political Economy*, 2017, Vol. 47, pp. 148–162.
22. Blei D. M., Lafferty J. D. A Correlated Topic Model of Science. *The Annals of Applied Statistics*, 2007, Vol. 1 (1), pp. 17–35.
23. Blinder A. S. et al. Central Bank Communication and Monetary Policy: A Survey of Theory and Evidence. *Journal of Economic Literature*, 2008, Vol. 46, No. 4, pp. 910–945.

24. Eden K., Ackermann F. *Making Strategy: The Journey of Strategic Management*. London, Sage, 1998.
25. Ederington L., Guan W., Zongfei L. The Impact of the U. S. Employment Report on Exchange Rates. *Journal of International Money and Finance*, 2019, Vol. 90, pp. 257–267.
26. Evans J. R. *Total Quality Management, Organization, and Strategy*. 4th ed. Mason, OH, Thomson South-Western, 2005.
27. Filatov D. Central Banks Communication and the State of the Economy. Available at: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3519846 (accessed 01.02.2021).
28. Forrester J. W. Counterintuitive Behavior of Social Systems. *Technology Review*, 1971, Vol. 73, No. 3, pp. 52–62.
29. Fu Y., Hao J.-X., Li X., Hsu C. H. C. Predictive Accuracy of Sentiment Analytics for Tourism: A Metalearning Perspective on Chinese Travel News. *Journal of Travel Research*, 2019, Vol. 58, No. 4, pp. 666–679.
30. Hansen S., McMahon M. Shocking Language: Understanding the Macroeconomic Effects of Central Bank Communication. *Journal of International Economics*, 2016, Vol. 99, Suppl. 1, pp. S114–S133.
31. Husted L., Rogers J., Sun B. Monetary Policy Uncertainty. *International Finance Discussion Papers*, 2017, No. 1215.
32. Kaplan R. S., Norton D. P. How Strategy Maps Frame an Organization's Objectives. *Financial Executive*, 2004, Vol. 20, No. 2, pp. 40–45.
33. Kosko B. Fuzzy Cognitive Maps. *International Journal of Man-Machine Studies*, 1986, Vol. 24, pp. 65–75.
34. Kosko B. *Neural Networks and Fuzzy Systems*. Upper Saddle River, NJ, Prentice Hall, 1992.
35. Kreinovich V., Stylios Ch. Why Fuzzy Cognitive Maps Are Efficient. *Departmental Technical Reports (CS)*, 2015, p. 929.
36. Kurov A., Stan R. Monetary Policy Uncertainty and the Market Reaction to Macroeconomic News. *Journal of Banking & Finance*, 2018, Vol. 86, pp. 127–142.
37. Le Q., Mikolov T. Distributed Representations of Sentences and Documents. *Proceedings of the 31st International Conference on Machine Learning, PMLR*, 2014, Vol. 32 (2), pp. 1188–1196.
38. Ludering J., Tillmann P. Monetary Policy on Twitter and Asset Prices: Evidence from Computational Text Analysis. *North American Journal of Economics and Finance*, 2018, April, pp. 1–18.
39. Moniz A., Jong de F. Predicting the Impact of Central Bank Communications on Financial Market Investors' Interest Rate Expectations. *Proceedings of the European Semantic Web Conference (ESWC 2014). 25–29 May 2014. Anissaras, Crete, Greece, 2014*, pp. 144–155.
40. Nassirtoussi Kh. A., Aghabozorgi S., Ying Wah T., Ngo D. C. L. Text Mining of News-Headlines for FOREX Market Prediction: A Multi-layer Dimension Reduction Algorithm with Semantics and Sentiment. *Expert Systems with Applications*, 2015, Vol. 42 (1), pp. 306–324.
41. Nelson K. M., Nadkarni S., Narayanan V. K., Ghods M. Understanding Software Operations Support Expertise: A Revealed Causal Mapping Approach. *MIS Quarterly*, 2000, Vol. 24, No. 3, pp. 475–507.
42. Newman D., Lau J. H., Grieser K., Baldwin T. Automatic Evaluation of Topic Coherence. *Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics*. Stroudsburg, PA, USA, Association for Computational Linguistics, 2010, pp. 100–108.

43. Newman D., Noh Y., Talley E., Karimi S., Baldwin T. Evaluating Topic Models for Digital Libraries. *Proceedings of the 10th Annual Joint Conference on Digital libraries*. New York, USA, ACM, 2010, pp. 215–224.
44. Papageorgiou E. Review Study on Fuzzy Cognitive Maps and their Applications during the Last Decade. *Paper Presented at the IEEE International Conference on Fuzzy Systems*. Taipei, Taiwan, 2011.
45. Ponomareva N., Sheen J., Wang B. Z. Does Monetary Policy Respond to Uncertainty? Evidence from Australia. *The Australian Economic Review*, 2019, Vol. 52, No. 3, pp. 336–343.
46. Ranco G. et al. The Effects of Twitter Sentiment on Stock Price Returns. *PLoS One*, 2015, Vol. 10, No. 9.
47. Reis J. C. S. et al. Supervised Learning for Fake News Detection. *IEEE Intelligent Systems*, 2019, Vol. 34, No. 2, pp. 76–81.
48. Sharma N. et al. Web-Based Application for Sentiment Analysis of Live Tweets. *19th Annual International Conference on Digital Government Research: Governance in the Data Age*. Delft, Netherlands, 2018, pp. 1–2.
49. Shen D., Urquhart A., Wang P. Does Twitter Predict Bitcoin? *Economics Letters*, 2019, Vol. 174, pp. 118–122.
50. Wolstenholme E. F. Qualitative vs. Quantitative Modelling: the Evolving Balance. *Journal of the Operational Research Society*, 1999, Vol. 50 (4), pp. 422–428.

Сведения об авторе

Анна Васильевна Заграновская

кандидат экономических наук, доцент,
доцент кафедры прикладной математики
и экономико-математических методов
СПбГЭУ.

Адрес: ФГБОУ ВО «Санкт-Петербургский
государственный экономический университет»,
191023, Санкт-Петербург, ул. Садовая, д. 21.
E-mail: zagranel@rambler.ru

Information about the author

Anna V. Zagrakovskaia

PhD, Assistant Professor, Assistant Professor
of the Department for Applied Mathematics
and Economic and Mathematical Methods
of the University SPbSEU.

Address: Saint Petersburg State Economic
University, 21 Sadovaya Str., Saint Petersburg,
191023, Russian Federation.
E-mail: zagranel@rambler.ru