

ДОВОДЫ ПОЛЬЗОВАТЕЛЕЙ СОЦИАЛЬНЫХ МЕДИА ПО ПОВОДУ ОТКАЗА ОТ ТАБАКОКУРЕНИЯ (НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ)

И. Е. Калабихина^а, З. Г. Казбекова^а, Е. А. Зубова^б

^аМосковский государственный университет им. М. В. Ломоносова
(Москва, Россия)

^бКорнеллский университет
(Итака, Нью-Йорк, США)

АННОТАЦИЯ:

Введение. Задачами настоящего исследования являются: 1) разработка алгоритма автоматизации доводов пользователей социальных медиа по вопросам в области самосохранительного поведения (мотивация курения либо отказа от курения); 2) структуризация причин (не)отказа от табакокурения русскоязычных пользователей на основе апробации разработанного алгоритма автоматизации доводов (не) бросать курить для аргументации мер демографической политики в перспективе.

Материалы и методы. Алгоритм классификации доводов пользователей социальных медиа в пользу прекращения курения либо отказа от прекращения курения разработан с использованием методов обработки естественного языка на основе нейромодели Conversational RuBERT. Для обучения модели авторами собрано более 40 тысяч комментариев на русском языке, размещенных на платформе YouTube.

Результаты. Сформирована система мнений русскоязычных пользователей YouTube по вопросам самосохранительного поведения на основе тематического анализа демографического контента поисковых систем (в отношении оставления привычки курить). По нашим данным, в аргументированных комментариях против курения преобладает мотив отказа по соображениям здоровьесбережения, по сравнению с аргументом о сбережении денежных средств. Также выявлено, что борьба с лишним весом служит причиной, по которой пользователи не желают бросать курить, но данный фактор не является ключевым. Точность предсказания классов в среднем превышает 85 %, что свидетельствует о достаточной надежности полученных результатов.

Выводы. Разработанный авторами алгоритм автоматизации доводов (не) бросать курить позволит в режиме реального времени получать информацию о том, какой из факторов мешает россиянам бросить курить в большей степени (вред или дороговизна сигарет), насколько в российском обществе распространены те или иные мифы о вреде прекращения курения. Полученные данные могут использоваться для аргументации мер демографической политики в перспективе: в зависимости от полученных результатов меры политики по борьбе с курением могут быть настроены более оптимально, а значит, быстрее и эффективнее приведут к конечной цели – снижению распространенности курения в России.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: самосохранительное поведение, табакокурение, нейросетевые методы, цифровая демография, машинное обучение, социальные сети, Россия



БЛАГОДАРНОСТИ: Исследование выполнено в рамках НИР «Воспроизводство населения в социально-экономическом развитии» 122041800047-9.

ДЛЯ ЦИТИРОВАНИЯ:

Калабихина И. Е., Казбекова З. Г., Зубова Е. А. Доводы пользователей социальных медиа по поводу отказа от табакокурения (на основе методов машинного обучения) // Вопросы управления. 2024. Т. 18, № 5. С 48-67. EDN: NCZQMY. DOI: 10.22394/2304-3369-2024-5-48-67.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ:

Калабихина Ирина Евгеньевна — доктор экономических наук, профессор; Московский государственный университет им. М. В. Ломоносова (119991, Россия, г. Москва, Ленинские горы, д. 1) — *заведующая кафедрой народонаселения экономического факультета*; ikalabikhina@yandex. SPIN-код: 4797-0588. ORCID: 0000-0002-3958-6630. Scopus: 57190138890. Researcher: N-3625-2013.

Казбекова Зарина Германовна — кандидат экономических наук; экономический факультет МГУ имени М. В. Ломоносова (119991, Россия, г. Москва, Ленинские горы, д. 1, с. 46) — *научный сотрудник*; kazbekova.zarina@bk.ru. SPIN-код: 2447-0234. ORCID: 0000-0002-7567-3184. Scopus: 57934120000.

Зубова Екатерина Андреевна — Корнеллский университет (14850, США, Нью-Йорк, Итака, Урис Холл, 404) — *аспирант*; ez268@cornell.edu. SPIN-код: 4096-9785, ORCID: 0000-0003-3589-4772.

Статья поступила 11.03.2024; рецензия получена 14.07.2024; принята к публикации 20.07.2024.

ARGUMENTS OF SOCIAL MEDIA USERS REGARDING SMOKING CESSATION (MACHINE LEARNING-BASED DATA)

Irina E. Kalabikhina^a, Zarina G. Kazbekova^a, Ekaterina A. Zubova^b

^aLomonosov Moscow State University
(Moscow, Russia)

^bCornell University
(Ithaca, New York, USA)

ABSTRACT:

Introduction. The objectives of this research are: 1) to develop an algorithm for automating the social media users' arguments regarding self-preserving behavior (motivation to continue or quit smoking); and 2) to structure the reasons to continue or quit smoking among the Russian-speaking users, based on testing the developed automation algorithm to rest the future arguments of demographic policy measures.

Materials and Methods. The algorithm to classify social media users' arguments in favor of or against smoking cessation was developed using natural language processing methods based on the Conversational RuBERT neural model. The authors compiled a dataset of over 40,000 Russian-language comments posted on YouTube for model training.

Results. A system of opinions among Russian-speaking YouTube users regarding self-preservation behavior was developed using thematic analysis of demographic content of search engines (concerning smoking cessation). According to our findings, health preservation is the predominant reason in arguments supporting smoking quitting, outweighing financial considerations. Additionally, the desire to avoid weight gain was identified as a reason some users choose not to quit smoking, although this factor is not a primary concern. On average, class prediction accuracy exceeds 85 %, indicating a high level of results reliability.

Conclusions. The algorithm developed by the authors for automating the arguments related to smoking cessation provides real-time insights into the factors most strongly deterring Russians from smoking cessation (whether health concerns or cost of cigarettes) and the prevalence of certain myths about smoking

cessation in the Russian society. The obtained data can be used to better tailor demographic policy measures aimed at reducing smoking prevalence in Russia, potentially leading to quicker and more effective outcomes.

KEYWORDS: self-preserving behaviour, tobacco smoking, neural network methods, digital demography, machine learning, social networks, Russia

GRATITUDE: The study is part of the research project «Population reproduction in socio-economic development» 122041800047-9.

FOR CITATION: Kalabikhina, I. E., Kazbekova, Z. G. & Zubova, E. A. (2024). Arguments of social media users regarding smoking cessation (machine learning-based data). *Management Issues*, 18(5), 48–67. <https://doi.org/10.22394/2304-3369-2024-5-58-67>.

AUTHORS' INFORMATION:

Kalabikhina Irina Evgenievna — Doctor of Economics, Professor; Faculty of Economics, Lomonosov Moscow State University (1, Leninskie Gory, Moscow, 119991, Russia) — head of the Population Department; ikalabikhina@yandex.ru. SPIN: 4797-0588. ORCID: 0000-0002-3958-6630. Scopus: 57190138890. Researcher: N-3625-2013.

Kazbekova Zarina Germanovna — PhD in Economics; Faculty of Economics, Lomonosov Moscow State University (1, Leninskie Gory, Moscow, 119991, Russia) — researcher; kazbekova.zarina@bk.ru. SPIN: 2447-0234. ORCID: 0000-0002-7567-3184. Scopus: 57934120000.

Zubova Ekaterina Andreevna — Cornell University (404, Uris Hall, New York, Ithaca, 14850, USA) — graduate student; ez268@cornell.edu. SPIN: 4096-9785, ORCID: 0000-0003-3589-4772.

The article was submitted 11/03/2024; reviewed 14/07/2024; accepted for publication 20/07/2024.

■ ВВЕДЕНИЕ

Исследования в области цифровой демографии – новый перспективный тренд в общественных и гуманитарных науках. Исследователи в разных странах только начинают разрабатывать алгоритмы извлечения, структурирования, обработки и интерпретации социально-демографических данных о населении по цифровым следам. Использование автоматического извлечения мнений в русскоязычном пространстве Интернета по вопросам изучения демографического поведения актуально в период проведения семейной и демографической политики (2007–2025 гг.), антитабачной политики (особенно активна с 2013 г.) на фоне замедлившегося снижения табакокурения в России (особенно у женщин).

В настоящем исследовании мы используем возможности больших данных и метод машинного обучения для анализа самосохранительного поведения россиян, а именно причин отказа от табакокурения. Основная цель исследования – оценить структуру причин отказа от табакокурения на основе данных социальных сетей с использованием нейросе-

тей. Задачи исследования: 1) разработка алгоритма автоматизации доводов пользователей по вопросам в области самосохранительного поведения (мотивация курения либо отказа от курения) для проведения мониторинга отношения населения к табакокурению; 2) структуризация причин (не) отказа от табакокурения русскоязычных пользователей на основе апробации разработанного алгоритма автоматизации доводов (не) бросать курить для аргументации мер демографической политики в перспективе.

■ МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Для анализа мнений в области самосохранительного поведения и сбережения здоровья (и, в частности, аспект «отказ от табакокурения») используются тексты поисковых систем и социальных сетей. Ярким примером является серия работ по изучению мнений населения в период эпидемий и пандемии COVID-19 (отношение к вакцинации и социальной изоляции, ношению масок и пр.) [1-3], в период эпидемии гриппа [4, 5]. Отечественные исследования самосохранительного пове-

дения в период пандемии охватывали аспекты, связанные с измерением отношения людей к вакцинации детей [6], к карантину, вакцинации и ношению масок в период пандемии COVID-19 [7].

Список тем в области самосохранительного поведения, которые изучались с помощью методов обработки естественного языка, не исчерпывается эпидемиологическими работами. Можно выделить некоторые примеры наиболее цитируемых исследований: работы, развивающие аппарат тематического моделирования в области самооценок здоровья [8-10]. В связи с новой стадией эпидемиологического перехода (сдвиг структуры причин смерти в сторону смертности от злокачественных новообразований) появились работы, посвященные развитию возможностей предвосхищать различные заболевания при помощи тематического моделирования на основе данных из пользовательских твитов: рака груди [11, 12], рака предстательной железы [13], рака легких [14].

Отдельно следует выделить большой пласт работ, посвященных изучению отношения людей к алкоголю и табаку. Среди них исследования о потреблении табачной продукции, в которых в качестве данных используются тексты постов и комментариев пользователей Твиттера [15–20]; работы, в которых изучается отношение людей к потреблению алкогольной продукции на основе данных пользовательских твитов [21, 22], в том числе исследующие возможности прогнозирования избыточного потребления алкогольной продукции в зависимости от социально-демографических характеристик пользователей Твиттера [23] и эффективности продвижения алкогольной продукции разных брендов в социальных сетях [24].

Проблема выявления факторов отказа от курения и барьеров, препятствующих отказу от курения, является актуальной и анализируется как на микро-, так и на макроуровне [25-30].

Helgason и Lund [25] провели опрос среди случайно отобранных врачей общей практики (итоговое число опрошенных составило более 2 тыс. человек), работающих в Швеции, Норвегии, Финляндии и Исландии, с целью выявить, почему врачи не стремятся обсуждать с пациентами тему курения и отказа от него. Исследовав основные причины – среди

которых и то, что поддержка в отказе от курения занимает много времени и часто неэффективна, так как лишь немногие пациенты бросают курить, и нехватка специалистов в области отказа от курения, к которым могут быть направлены пациенты, – авторы делают вывод о том, что, во-первых, экспертные знания по отказу от курения должны стать более доступными (возможным решением, по мнению авторов, может стать создание телефонных линий помощи по отказу от курения, доступных для всех, – они могут стать дополнением к услугам врачей общей практики); во-вторых, необходимо наращивать экспертизу в области отказа от курения на базе медицинских учреждений.

В статье Rosenthal и соавторов [26] с использованием данных по 1205 жителям Нью-Хейвена (штат Коннектикут, США) выявлены барьеры и мотивы отказа от курения среди ежедневных курильщиков табака (31,6% выборки), а также их социально-демографические детерминанты. Авторами обнаружено, что двумя наиболее распространенными барьерами отказа от курения являются то, что это слишком сложно и нежелание бросать курить. Финансовые издержки, социальная поддержка и влияние общества – это те факторы, которые служили и барьерами, и мотивами отказа от курения. Выявлены следующие социально-демографические различия: женщины и афроамериканцы были более заинтересованы в бесплатной телефонной линии или веб-сайте по отказу от курения; женщины и латиноамериканцы чаще боялись набрать вес; женщины, лица с более низким уровнем образования и лица более старшего возраста были больше других обеспокоены стоимостью средств для прекращения курения.

Твуман с соавторами [27] в своей работе определяют препятствия на пути к отказу от курения среди шести уязвимых групп населения в Австралии: лица с низким социально-экономическим статусом, коренные народы, лица с психическими заболеваниями, бездомные, заключенные, молодежь в группе риска. Выявлены следующие барьеры, общие для всех уязвимых групп: использование курения для снятия стресса, отсутствие поддержки со стороны медицинских и других поставщиков услуг, высокая распространенность и приемлемость курения в данных сообществах. Так-

же выявлены уникальные барьеры: для людей с психическими заболеваниями это, например, поддержание психического здоровья; для групп коренного населения – культурные и исторические нормы; для заключенных – условия жизни; для бездомных – конкурирующие приоритеты; для молодежи в группе риска – высокая доступность табака. Авторы полагают, что выявленные особенности каждой из уязвимых групп населения должны стать приоритетными областями будущих мер по борьбе с курением среди уязвимых групп населения.

В работе Carlson и соавторов [29] изучаются различия в барьерах на пути к отказу от курения молодых курильщиков в зависимости от их социально-экономического статуса на основе двух волн опроса 419 курящих в возрасте от 17 до 24 лет из Миннесоты (США). По сравнению с группой с высоким социально-экономическим статусом, группа с низким социально-экономическим статусом с большей вероятностью сообщала о риске набора лишнего веса как факторе, препятствующем отказу от курения. Других значимых различий в рамках данного исследования выявлено не было (среди барьеров, помимо набора лишнего веса, рассматривались также: стоимость средств для прекращения курения; стоимость соответствующих занятий и программ; потеря способа борьбы со стрессом; курящие друзья; тяга/зависимость от никотина). Другим интересным результатом стало то, что количество потребленных сигарет в день коррелировало с вероятностью отказа от курения через год (независимо от социально-экономического статуса индивида) – участники опроса, курившие меньше, с большей вероятностью бросали курить.

В статье Gupta и соавторов [30] изучаются барьеры для снижения распространенности курения на макроуровне в Индии: это институциональные, административные, правовые и другие параметры, на основе анализа которых авторы формулируют практические рекомендации для политики.

Pagano, Tajima и Guydish [28] исследуют проблему отказа от табакокурения среди наркозависимых в США. Авторы обосновывают актуальность тем, что 1) среди людей, проходящих лечение от наркологической зависимости, распространенность курения в 3-4 раза выше, чем среди населения в целом; 2) недавние ис-

следования показывают, что прекращение употребления табака во время лечения может улучшить результаты выздоровления. Авторы провели качественное исследование, опросив по телефону директоров программ (случайная выборка), участвующих в сети клинических испытаний Национального института по борьбе со злоупотреблением наркотиками США (NIDA). Хотя все опрошенные директора выразили заинтересованность в том, чтобы помочь клиентам бросить курить, они указали на многочисленные препятствия на пути к реализации антитабачной политики. Среди них: культура курения, сопротивление самих пациентов, нехватка ресурсов, курение персонала и экологические барьеры.

В работе [4] на основе постов пользователей Твиттера, помимо мнений пользователей социальной сети, изучались их комментарии перед моментом принятия решения об отказе от вредной привычки. Полученные лингвистические паттерны, наблюдаемые у людей, бросивших курить в ближайшем будущем, могут указывать на те или иные события, которые побудили этих людей осуществить этот шаг. Такими событиями оказались: вступление в новые отношения, окончание вуза, переезд и выход на новую работу.

Как видно из обзора литературы, исследователи стремятся не только определять наиболее распространенные барьеры на пути к отказу от курения среди всего населения в целом, но и выявлять их отличия в разрезе пола, возраста и других социально-демографических и экономических характеристик индивидов. Используемые нами в настоящем исследовании данные (комментарии YouTube) не содержат информацию о поле и возрасте пользователя, оставившего комментарий, поэтому на данном этапе подобный анализ мы не делаем. Однако в будущем планируем решить данную проблему с помощью лингвистических методов и методов машинного обучения. Задача является реалистичной и уже апробирована в ряде работ [31–36], в том числе для текстов на русском языке [37–39]. Дифференциация полученных нами результатов в разрезе пола и возраста позволит еще лучше понимать набор факторов отказа от курения и барьеров на пути к отказу от курения среди различных демографических групп в России, проводить мониторинг изменений такой структуры, что

в результате обогатит набор свидетельств в пользу той или иной меры политики по борьбе с табакокурением в России. Так, например, согласно результатам эксперимента, проведенного Scholten, Luijten и Granic [40], для молодежи из исследуемой выборки мобильное приложение (разработанное исследователями) оказалось более результативным инструментом снижения частоты курения (числа потребленных за неделю сигарет), чем чтение соответствующих информационных брошюр. Соответственно, меры политики должны быть направлены точно на различные группы населения – это повысит эффективность программ по борьбе с курением в России.

Также из обзора литературы видно, что основным методом выявления факторов отказа от курения и барьеров на пути к отказу от курения традиционно были опросы населения. В настоящее время мы можем использовать большие данные и методы машинного обучения в совокупности с лингвистическими методами для достижения данных целей. При этом плюсами последних является то, что они менее дорогие и позволяют проводить мониторинг в режиме реального времени, используя неограниченные наборы данных, в частности тексты комментариев, оставленных пользователями социальных сетей.

В нашей работе мы используем мнения русскоязычных пользователей социальных медиа по отношению к табакокурению, выделяя пользователей, которые отрицательно или положительно относятся к идее бросить курить; а также вычленим основные причины отказа от курения и причины не бросать курить.

Мы исследуем структуру доводов (и анти-доводов) отказа от табакокурения с использованием машинного обучения нейронной сети на основе данных платформы YouTube, а именно текстов релевантных комментариев на русском языке.

В рамках исследования мы выполняем задачу по разработке и апробации методологии мониторинга двух типов доводов россиян

в области самосохранительного поведения. Первый тип – доводы бросить курить. В этой части мы определяем, почему, по мнению россиян, следует бросить курить. Второй тип доводов – доводы не бросать курить. В данном случае мы определяем, почему, по мнению россиян, не следует бросать курить. Применение методов тематического анализа текстов с использованием машинного обучения нейросети позволит выявить, какой фактор отказа от курения имеет больший вес среди пользователей YouTube – забота о собственном здоровье или финансовые издержки курения (дороговизна сигарет); насколько распространены мифы о курении, в частности страх набрать лишний вес из-за отказа от курения.

Имея опыт подобного анализа на основе данных социальной сети «ВКонтакте» [41, 42], а также понимая все плюсы данных именно этой социальной сети для решения поставленной задачи (а именно наличие информации о демографических характеристиках пишущего комментарий ВКонтакте¹), мы начали поиск данных именно в этой социальной сети. Поиск осуществлялся разными способами: отбор релевантных групп (сообществ) и сбор комментариев в них, поиск релевантных комментариев (без привязки к группам). Однако ни один из способов не дал результатов: необходимого объема комментариев в социальной сети «ВКонтакте» получить не удалось. Предварительный ручной поиск комментариев по теме в мессенджере Telegram² также не дал результатов – доступных релевантных комментариев было недостаточно для решения поставленной задачи.

Другими источниками искоемых текстов являются форумы по теме курения на различных сайтах (Pikabu³, Woman.ru⁴ и др., среди них специализированные форумы: Nosmoking.ru⁵, Некурим.ру⁶), а также комментарии пользователей на видеохостинге YouTube⁷. Мы остановили свой выбор на последнем источнике, поскольку смогли в нем набрать достаточное количество комментариев. Помимо этого, YouTube имеет

¹ URL: <https://vk.com/>.

² URL: <https://web.telegram.org/>.

³ URL: <https://pikabu.ru>.

⁴ URL: <https://www.woman.ru/>.

⁵ URL: <https://nosmoking.ru/>.

⁶ URL: <https://ne-kurim.ru/>.

⁷ URL: <https://www.YouTube.com/>.

высокую популярность среди россиян: по данным Mediascope, в 2021–2022 гг. он находился в топ-5 медиа площадок среди россиян старше 12 лет⁸. По данным Mediascope⁹, среднесуточный охват YouTube населением России старше 12 лет составил в августе 2022 г. 48 млн человек (среди интернет-площадок охват выше только у ВКонтакте – 50,6 млн человек; Google – 57,1 млн человек; Яндекс – 63,8 млн человек; WhatsApp – 72,6 млн человек). В Mediascope выявлено, что россияне чаще стали смотреть YouTube, что может быть в том числе связано с блокировкой альтернативных площадок¹⁰. Так, в августе 2022 г. охват в сутки составил 39 % населения России в возрасте старше 12 лет (в августе 2021 г. – 34 %). Время, которое россияне проводят на YouTube, также возросло: в августе 2021 г. – 84 минуты; в августе 2022 г. – 88 минут.

Поиск комментариев осуществлялся следующим образом: авторами были отобраны 18 релевантных видео с большим числом просмотров (которое коррелировало с числом комментариев) по темам исследования (список представлен в Приложении 1). Суммарно мы собрали более 43 тысяч комментариев. Из них 8000 комментариев для последующего обучения нейросети разметили независимо друг от друга 6 аннотаторов-экспертов¹¹ по следующей методике. На первом этапе все комментарии были разделены на две группы: 1) содержащие довод¹² бросить курить или довод не бросать курить; 2) иные. Таким образом, мы выбрали комментарии, содержащие объяснение причин (не) отказа от табакокурения.

Разработанная нами типовая структура доводов выглядит следующим образом:

1. Доводы бросить курить

1.1. Здоровье (пример: «курить – вредно для здоровья»)

1.2. Деньги (пример: «курить – дорого»)

1.3. Иное

2. Доводы не бросать курить (или антидодовы бросить курить)

2.1. Лишний вес (пример: «если бросить курить, то появится лишний вес»)

2.2. Иное

Гипотеза о страхе набрать лишний вес как доводе не бросать курить основана на результатах эконометрического исследования кафедры народонаселения ЭФ МГУ о факторах приверженности табакокурению – влияние табака на вес человека (Кузнецова, 2019).

Среди доводов бросить курить в рамках данного проекта мы выделяем две наиболее распространенные, по нашему мнению, категории: связанные с вредом для здоровья и «вредом» для кошелька курильщика. При этом все остальные доводы мы также учитываем – собирая их в отдельную категорию «иное», что позволяет нам оценивать не только взаимное соотношение выбранных двух категорий, но и их вес в общем массиве доводов. Соответственно, на втором шаге были размечены комментарии, содержащие довод бросить курить в зависимости от типа довода: 1) здоровье (пример: «курить – вредно для здоровья»); 2) деньги (пример: «курить – дорого»); 3) иное.

На третьем шаге были размечены комментарии, содержащие довод не бросать курить в зависимости от типа довода: 1) лишний вес (пример: «если бросить курить, можно набрать лишний вес»); 2) иное. В случаях, когда в одном комментарии содержалось несколько доводов, аннотаторы отмечали все из них (пример: «курить – не только вредно, но и дорого!»¹³).

Итоговый датасет с результатами разметки 8000 комментариев представлен в формате Excel, включает 8 столбцов (табл. 1).

⁸ URL: https://mediascope.net/upload/iblock/883/f11rt3k24o0ju2jak4v0s0wr836wobp/MEDIAPOTREBLENIE_DIGITAL_14092022.pdf.

⁹ Там же.

¹⁰ Там же.

¹¹ Каждый комментарий был размечен тремя аннотаторами независимо друг от друга.

¹² В инструкции для аннотатора довод определялся как аргументационное высказывание, которое может быть использовано для убеждения оппонента относительно определенной точки зрения. Доводы могут быть в поддержку или в опровержение точки зрения. Высказывание оценивалось как довод, если оно содержало утверждение, которое может использоваться как довод в споре, в убеждении оппонента.

¹³ Примеры из датасета в оригинальном виде: «Посмотрел ролик, и что-то не убедительно. Понимаю, что вредно и дорого, но это как у наркоманов... видимо, не готов бросить пока»; «Не курю четвертый месяц, сэкономил денег почти 11т плюс здоровье».

Таблица 1 – Образец датасета
Table 1 – Sample dataset

Дата	Текст	Нет довода	Есть довод (здоровье)	Есть довод (деньги)	Есть довод (иное)	Есть антидовод (лишний вес)	Есть антидовод (иное)
2023-10-15T13:07:23Z	Курить нужно бросать резко.	1	0	0	0	0	0
...

Примечание: текст комментария дан в оригинальном виде.

В таблице 2 представлены примеры комментариев к каждой категории.

Таблица 2 – Примеры комментариев из датасета
Table 2 – Examples of comments from the dataset

Категория	Пример
Нет довода	«Курить нужно бросать резко.» «То чувство когда смотришь видео и куришь☹️» «Лучше не начинать.»
Есть довод (собственное здоровье)	«Месяц уже не курю и это так круто на самом деле, намного лучше себя чувствую» «Третий год не курю и не тянет только рад этому лучше самочувствие» «Начил курить месяц назад вчера бросил оказывается изза сигарета болел голова» «Курю 3 года недавно начались проблемы с желудком (возможно начальные этапы язвы) Особенно болит живот после скуренной сигареты, решил полностью бросить ради своего же здоровья пожелайте мне удачи чтобы я смог»
Есть довод (деньги)	«По факту бросать курить стоит как минимум из-за цен на сигареты. В среднем 120р пачка сигарет в день. Это 3720р в месяц. В год вы просто выкуриваете 44640р минимум» «Не курю полтора года потому что нет денег на сигареты» «Я бросил курить. Я хочу купить машину, поэтому жестко экономлю на многом. Я посчитал что в год на сигареты уходит 27 - 30 т.р. Может для кого то это не деньги? Но это только затраты на сигареты, а представьте еще сколько на разные вкусняшки, газировки, пиво денег уходит. За год можно на подержанную машину сэкономить.» «Тоже думаю бросить курить. Слишком дорого сигареты стоят.»
Есть довод (иное)	«Правильно бросить курить уже на этапе планирования, ведь хочется чтобы ребенок был здоров» «Бросил курить чтобы не подавать плохой пример ребёнку! Держусь 10 дней! Примерно 5 лет назад перешёл на электронку в попытках бросить, так вот электронку бросить ещё сложнее чем сигареты, так как в примерном перещете на сигараты я курил три пачки в день! Так что первые три дня чуть помер), сейчас легче но ещё тяжело, но ничего прорвёмся) Всем кто пытается бросить курить, не ищите альтернативу, бросайте сразу что бы не вышло как у меня с пачки на три! Всем удачи)» «в середине января узнал что стану отцом, 28го января последний раз затянулся))))) курил со школы, более 25 лет, иногда ломает, но терпимо, я на свое чадо этим дерьмом дышать не буду...»
Есть антидовод (лишний вес)	«Курил 35 лет полторы пачки в день бросил моментально из всего описанного ничего не происходило только поправился сильно!» «За полгода после прекращения набрал ПУД !!! веса. Сегодня, спустя 20 лет, когда хочу сделать себе приятное, вспоминаю, что больше не курю. Стаж 35 лет.» «Забыл сказать про набор лишнего веса. Это реально. Крение подавляет аппетит. Когда бросаешь начинается жор. Очень трудно с ним бороться.» «расскажите как не начать набирать вес бросив курить, потому что я знаю людей, которые поправились на 25 кг. бросив курить, а это тоже опасно для здоровья» «всё что я заметил,это жиреешь как корова весь гардероб обновлять приходится, ну и дымом в хате не воняет»

Продолжение Таблицы 2

Есть антидодов (иное)	<p>«куришь умрёшь, не куришь умрёшь ☹»</p> <p>«Мой бывший знакомый не когда не курил и не пил крепче кофе. И уже на том свете ☹ А ему было только 51 год ☐ А кто-то курит и бухает с 14 лет и живут до 90 лет И живеи всех живых. Так что это всё бла-бла»</p> <p>«Я бросал курить и некурил 10 месяцев некакий изменений в состоянии здоровья и внешних улучшениях я не заметил»</p> <p>«Что происходит, когда бросаешь курить? Лично у меня - проблемы с желудком начались (Ибо питаться стал больше). Снова начал курить - проблема ушла.»</p> <p>«Бросил курить ,заработал алергию»</p> <p>«курил 45 лет, бросил легко, через год получил инфаркт.»</p> <p>«Бросив курить, несколько моих знакомых в возрасте 40+ получили бонусом диабет, все агитаторы за бросание о таких побочках умалчивают(»</p> <p>«а Черчилль прожил 90 лет всю жизнь курил по 30 сПримеры из датасета в оригинальном виде: «Посмотрел ролик, и что-то не убедительно. Понимаю, что вредно и дорого, но это как у наркоманов... видимо, не готов бросить пока»; «Не курю четвертый месяц, сэкономил денег почти 1т плюс здоровье».игар в день»</p> <p>«Когда бросаешь курить - начинаешь пить.»</p> <p>«Что мне делать??? Я боюсь стать занудным и скучным из-за того, что брошу курить, и что не будет креативности и расслабления больше.»</p> <p>«Кто не курит и не пьёт тот здоровеньким помрёт 🙄☹☹☹☹»</p>
-----------------------	--

Примечание: комментарии даны в оригинальном виде, сохранена орфография и пунктуация авторов.

Наша цель заключалась в том, чтобы обучить нейронную сеть распределять комментарии по перечисленным выше классам. Для этого было принято решение проводить классификацию по следующим принципам:

1. Наличие аргумента (любого).
2. Есть ли аргумент в пользу того, чтобы бросить курить ради сохранения здоровья?
3. Есть ли аргумент в пользу того, чтобы бросить курить ради экономии денег?
4. Есть ли аргумент в пользу того, чтобы бросить курить по другой причине?
5. Есть ли аргумент в пользу того, чтобы не бросать курить, чтобы не набрать вес?
6. Есть ли аргумент в пользу того, чтобы не бросать курить по другой причине?

Для решения поставленной задачи было проведено шесть отдельных экспериментов. Для каждого были построены соответствующие модели бинарной классификации в среде Python с использованием PyTorch и библиотек Transformers и Scikit Learn. Обучение проводилось с использованием модели Conversational RuBERT¹⁴, которая является одной из версий русскоязычной языковой модели RuBERT. Особенность Conversational RuBERT заключается в том, что она дополнительно обучена на текстах из социальных сетей и пользовательских диалогах.

Распределение всех данных (8000 комментариев) на тренировочную, тестовую и валидационную выборку произведено в пропорции:

14:1:1. В моделях использовались следующие параметры: learning rate (показывает скорость обучения модели) = 0,0005, batch size (количество объектов тренировочной выборки, представленных в одном обучающем сете для каждой итерации) = 64. В каждом эксперименте обучение проводилось на четырех-шести эпохах, в каждом случае выбор основывался на лучшем показателе F-score на валидационной выборке. Качество модели оценивалось по двум основным параметрам: Accurasy и F-score. По мере обучения потери обучаемой модели во всех экспериментах постепенно снижались и далее колебались вокруг одного уровня. В данном случае мы может интерпретировать это как то, что модель постепенно обучалась, ее предсказательная точность улучшалась, и в процессе обучения не возникло непредвиденных проблем, мешающих сходимости.

■ РЕЗУЛЬТАТЫ

На Рисунке 1 представлено общее распределение 8000 аннотированных комментариев по всем классам:

1. «Нет аргумента».
2. «Есть аргумент» (любой).
3. «За – Здоровье» – аргумент в пользу того, чтобы бросить курить по соображениям, связанным с собственным здоровьем.
4. «За – Деньги» – аргумент в пользу того, чтобы бросить курить по соображениям, связанным с деньгами.

¹⁴ URL: <https://huggingface.co/DeepPavlov/rubert-base-cased-conversational>.

- 5. «За – Другое» – аргумент в пользу того, чтобы бросить курить по иным соображениям.
- 6. «Против – Вес» – аргумент в пользу того, чтобы не бросать курить по со-

ображениям, связанным с набором веса.

- 7. «Против – Другое» – аргумент в пользу того, чтобы не бросать курить по иным соображениям.



Рис. 1. Распределение выборки комментариев по классам

Fig. 1. Distribution of the sample of comments by class

Из выбранного для машинного обучения массива комментариев по теме табакокурения нам удалось вычленивть 20% комментариев с доводами/аргументами – почему человек хочет бросить курить или почему он(а) не хочет этого делать.

Как мы и предполагали, основные аргументы «за» отказа от курения – страх/забота о собственном здоровье и желание экономить бюджет семьи или личные деньги. В категории «Иное» в списке доводов бросить курить выделяются следующие типы: 1) ответственность перед детьми, в том числе за их здоровье; 2) больше свободного времени у тех, кто не курит; 3) вред, который курильщик наносит другим людям/окружающей среде; 4) низкое качество современных сигарет; 5) религиозные настроения, которые не совместимы с табакокурением. Как видим, в категории «Иное» часть аргументов также связана со здоровьем, в первую очередь детей, но также и остального окружения.

Аргументы «против» отказа от курения содержат заметную часть, основанную на страхе о наборе веса. Гипотеза подтвердилась,

такая причина встречается достаточно – около 22% антидоводов. Среди иных антидоводов бросить курить комментаторы выделяли следующие: 1) отсутствие вреда для здоровья (приводятся примеры известных людей, которые много курили публично и жили долго); 2) польза курения для здоровья, в том числе миф о более низкой вероятности для курильщиков заболеть COVID-19; 3) вред здоровью от прекращения курения («это большой стресс, который разрушит организм», «начинается сильная ломка»); 4) низкий самосохранительный статус индивида («Я не брошу курить, потому что рано или поздно я умру, мне не важно, когда это произойдет»); 5) давление окружения (вокруг все курят – друзья, коллеги, родственники).

В разделе результатов приведем также количественные оценки каждого из 6 экспериментов с классификацией высказываний русскоязычных пользователей социальной сети по вопросу отказа от табакокурения.

- 1. «Есть аргумент или нет аргумента».

В данном случае классификация производилась по двум классам: «0» – нет аргумента

вообще, «1» – есть аргумент (любой). Результаты эксперимента приведены в Таблице 3. Как видно из представленной таблицы, точность классификации составляет примерно

80%. При этом точность и F-score для класса «0» выше, что логично, так как комментариев, где аргументы отсутствовали, было в разы больше (6421 против 1601).

Таблица 3 – Результаты классификации по наличию аргумента
Table 3 – Classification results based on the presence of an argument

(«1» – есть аргументация, «0» – нет)
(«1» is an argument, «0» is not)

	Точность (precision), %	Полнота (recall), %	F1-мера (F1-score), %	Число наблюдений в валидационной выборке (support), шт.
Класс «0»	88	95	92	397
Класс «1»	74	51	61	105
Доля правильных ответов (accuracy), %			86	502
Макросреднее (macro average), %	81	73	76	502
Взвешенное среднее (weighted average), %	85	86	85	502

Источник: составлено авторами

2. «Есть ли аргумент в пользу того, чтобы бросить курить ради сохранения здоровья?»

В данном случае классификация производилась по двум классам: «1» – есть аргумент за то, чтобы бросить курить по соображениям здоровья, «0» – такого аргумента нет. Результаты эксперимента приведены в Таблице 4. В данном случае показатель точности состав-

ляет 77 % в среднем и 91 % по взвешенному среднему. Как и в прошлом эксперименте, класс «0» определяется точнее, что, опять же, ожидаемо с учетом того, что в данном случае подходящих аргументов еще меньше (629 против 7371). Несмотря на это, классы все равно определяются с высокой точностью.

Таблица 4 – Результаты классификации по наличию аргумента
Table 4 – Classification results by the presence of an argument

	Точность (precision), %	Полнота (recall), %	F1-мера (F1-score), %	Число наблюдений в валидационной выборке (support), шт.
Класс «0»	94	98	96	461
Класс «1»	61	27	37	41
Доля правильных ответов (accuracy), %			93	502
Макросреднее (macro average), %	77	63	67	502
Взвешенное среднее (weighted average), %	91	93	91	502

Источник: составлено авторами

3. «Есть ли аргумент в пользу того, чтобы бросить курить ради экономии денег?»

В третьем эксперименте классификация производилась по классам: «1» – есть аргумент за то, чтобы бросить курить по денежным соображениям, «0» – такого аргумента нет. Результаты эксперимента приведены в Та-

блице 5. В данном случае, так как подходящих аргументов было еще меньше, чем в предыдущих двух случаях (208 против 7792), точность определения класса «1» ниже, хотя общая точность классификационной модели довольно высока: 72 % в среднем и 98 % по взвешенному среднему. Стоит отметить, что, даже

несмотря на то, что в этом случае точность определения нужного аргумента несколько ниже, чем в предыдущем эксперименте, это все равно очень важный результат: эксперименты 2 и 3 показывают, что даже при нали-

чии пересечений между классами по общей теме (в данном случае – «за то, чтобы бросить курить») модель все равно находит нужные аргументы, отражающие причину такой мотивации.

Таблица 5 – Результаты классификации по наличию аргумента

Table 5 – Classification results by the presence of an argument

	Точность (precision), %	Полнота (recall), %	F1-мера (F1-score), %	Число наблюдений в валидационной выборке (support), шт.
Класс «0»	99	99	99	491
Класс «1»	45	45	45	11
Доля правильных ответов (accuracy), %			98	502
Макросреднее (macro average), %	72	72	72	502
Взвешенное среднее (weighted average), %	98	98	98	502

Источник: составлено авторами

4. «Есть ли аргумент в пользу того, чтобы бросить курить по иной причине, кроме денег и здоровья?»

В четвертом эксперименте рассматривалось два класса: «1» – есть ли аргумент за то, чтобы бросить курить по любой причине, кроме здоровья и денег, «0» – нет такого аргумента. Результаты эксперимента приведены в Таблице 6.

Особенно интересно в данном случае то, что, хотя подходящих аргументов было примерно столько же, сколько и в предыдущем эксперименте (даже немного больше), такие аргументы не удалось определить (по крайней мере, на таком объеме размеченных данных). При этом общая точность модели по взвешенному среднему довольно высока за счет очень точного определения класса «0». Такой ре-

зультат абсолютно закономерен в связи с тем, что в данном случае рассматривались именно другие, то есть не объединенные общей темой, аргументы в пользу того, чтобы бросить курить. Результат показывает, что в отсутствие общего паттерна (темы) определять нужные аргументы значительно сложнее. Тем более, что в классе «0» тоже есть аргументы за то, чтобы бросить курить. Таким образом, это логичный, но очень интересный результат. Как минимум, он показывает, что в дальнейших исследованиях при относительно небольшом объеме размеченных данных для точной классификации важно: 1) иметь наличие объединяющего паттерна внутри каждого класса, 2) минимизировать пересечения между классами по этому (или более глобальному объединяющему) паттерну.

Таблица 6 – Результаты классификации по наличию аргумента

Table 6 – Classification results based on the presence of an argument

	Точность (precision), %	Полнота (recall), %	F1-мера (F1-score), %	Число наблюдений в валидационной выборке (support), шт.
Класс «0»	94	100	97	470
Класс «1»	0	0	0	32
Доля правильных ответов (accuracy), %			94	502
Макросреднее (macro average), %	47	50	48	502
Взвешенное среднее (weighted average), %	88	94	91	502

Источник: составлено авторами

5. «Есть ли аргумент в пользу того, чтобы не бросать курить из-за опасности набрать вес?»

В пятом эксперименте классификация производилась по классам: «1» – есть аргумент, чтобы не бросать курить из-за опасности набрать вес, «0» – такого аргумента нет. Результаты эксперимента приведены в Таблице 7. Первое, на что стоит обратить внимание, – это 100%-ная точность определения класса «1». Объяснение этого результата заключается в том, что таких комментариев было мало (114 из 8000), из них в тестовую и валидационную выборку попало менее чем по десять.

Таблица 7 – Результаты классификации по наличию аргумента

Table 7 – Classification results by the presence of an argument

	Точность (precision), %	Полнота (recall), %	F1-мера (F1-score), %	Число наблюдений в валидационной выборке (support), шт.
Класс «0»	99	100	100	496
Класс «1»	100	50	67	6
Доля правильных ответов (accuracy), %			99	502
Макросреднее (macro average), %	100	75	83	502
Взвешенное среднее (weighted average), %	99	99	99	502

Источник: составлено авторами

6. «Есть ли аргумент в пользу того, чтобы не бросать курить, но не из-за опасности набрать вес?»

В шестом эксперименте комментарии классифицировались по классам: «1» – аргумент в пользу того, чтобы не бросать курить, но не про вес, «0» – нет такого аргумента. Результаты эксперимента приведены в Таблице 8. Мы видим, что класс «0» опять определяется очень точно, но по классу «1» точность не очень высокая. Общая точность модели по среднему взвешенному тоже очень высока, тогда как в среднем она существенно ниже. Такой результат объясняется тем, что аргументы против вновь не объединены общей более конкретной темой (как, например, вес), поэтому для модели сложно найти

Неудивительно, что эти комментарии были определены точно при общей высокой точности классификационной модели (что мы видели в предыдущих экспериментах). Конечно, такой результат совершенно не гарантирует, что при большем наборе данных такая очень высокая точность сохранится. Однако мы видим, что даже те немногие аргументы, которые были, оказались найдены все. Как минимум, это показывает, что контраргументы, апеллирующие к набору веса, действительно отличаются от остальных комментариев, они справедливо выделены в отдельный класс.

в них общий паттерн. Не стоит забывать, что в классе «0» тоже есть контраргументы, но объединенные темой веса (хотя, как мы уже говорили, их не очень много). Эксперимент 6 интересно сравнить с Экспериментом 4, так как там тоже рассматривались разные аргументы «за», исключая здоровье и деньги. В Эксперименте 6 точность выше, во-первых, потому что пересечений по контраргументам между классами было меньше (комментариев про вес мало), во-вторых, потому что «другие причины» (без единого паттерна) представляют подавляющую часть контраргументов. Тем не менее, именно отсутствие единой более узкой темы (паттерна) мешает точности классификации (как мы уже убедились на аргументах «за»).

Таблица 8 – Результаты классификации по наличию аргумента

Table 8 – Classification results by the presence of an argument

	Точность (precision), %	Полнота (recall), %	F1-мера (F1-score), %	Число наблюдений в валидационной выборке (support), шт.
Класс «0»	97	98	97	481
Класс «1»	33	29	31	21

Продолжение Таблицы 8

Доля правильных ответов (accuracy), %			95	502
Макросреднее (macro average), %	65	63	64	502
Взвешенное среднее (weighted average), %	94	95	94	502

Источник: составлено авторами

Подводя итог, в данном разделе работы мы представили созданную нами типологию доводов в пользу курения либо отказа от него. По нашим данным, в аргументированных комментариях против курения преобладает мотив отказа по соображениям здоровьесбережения, по сравнению с аргументом о сбережении денежных средств. Для людей, поддерживающих курение, борьба с лишним весом не является ведущим мотивом. Однако этот мотив существует и выделен четко. Точность предсказания классов в среднем превышает 85 %, что свидетельствует о достаточной надежности полученных результатов.

Разработанный нами автоматический алгоритм определения наличия довода по поводу отказа от курения и автоматической классификации доводов по указанным классам можно применять с целью мониторинга мнений пользователей русскоязычных социальных се-

тей по вопросам отказа от курения. В области рекомендаций для антитабачной политики на основе полученных результатов можно предложить следующие направления, которые могут повлиять на снижение потребления табака: 1) усилить просветительскую работу о вреде табака для здоровья людей, здоровья их детей и других окружающих людей, поскольку этот довод узнаваем и является наиболее популярным; 2) развить в рамках поощрительных мер тезис о сбережении семейного бюджета и времени и альтернативных способах использования сэкономленных средств и минут; 3) бороться с мифами об отсутствии вреда от табака и тем более наличия пользы; 4) пояснять населению, что набор веса может наблюдаться при отказе от табака в случае длительного стажа потребления, и предлагать реабилитационные программы для снижения таких последствий.

■ ОБСУЖДЕНИЕ

Наш подход к классификации доводов отказа от традиционного курения табака был основан на изучении комментариев в социальных сетях по аргументам отказа от курения на основе использования методов машинного обучения для автоматического распознавания классифицированных доводов и их наличия. Ограничения исследования связаны со спецификой используемых данных. Эмпирически мы выявили, что YouTube содержал большее количество релевантных нашей задаче комментариев, в связи с чем в качестве источника данных мы выбрали именно его. Однако среди минусов YouTube как источника данных для решения целей настоящего исследования мы

выделяем, во-первых, отсутствие данных о социально-демографических характеристиках индивида, что мешает нам на первой стадии исследования без дополнительных существенных усилий определить пол и возраст комментаторов, что важно для социально-демографической политики. Во-вторых, при наборе даже больших массивов комментариев мы сталкиваемся с невозможностью получить репрезентативный срез всего общества таким методом. И структура пользователей социальной сети, и структура авторов набора комментариев по ключевым словам может не совпадать со структурой населения России. Молодые пользователи представлены в данной социальной сети в большей степени¹⁵.

¹⁵ По данным Statista, по состоянию на октябрь 2023 г. среди пользователей YouTube было 54 % мужчин и 46 % женщин (URL: <https://www.statista.com/statistics/1287032/distribution-YouTube-users-gender/>). Возрастное распределение пользователей YouTube по состоянию на апрель 2023 г. было устроено таким образом. Среди женщин: 6,2 % – лица в возрасте 18–24 лет, 8,8 % – лица в возрасте 25–34 лет, 7,6 % – лица в возрасте 35–44 лет, 5,6 % – лица в возрасте 45–54 лет, 4,4 % – лица в возрасте 55–64 лет, 4,8 % – лица в возрасте 65 лет и старше. Среди мужчин: 8,8 % – лица в возрасте 18–24 лет, 11,9 % – лица в возрасте 25–34 лет, 9,1 % – лица в возрасте 35–44 лет, 6,3 % – лица в возрасте 45–54 лет, 4,4 % – лица в возрасте 55–64 лет, 4,2 % – лица в возрасте 65 лет и старше (URL: <https://datareportal.com/essential-YouTube-stats>). Отдельно по России такие данные в открытом доступе отсутствуют.

Тем не менее, такой источник данных служит богатым дополнением к имеющимся редким данным социологических опросов. Их можно получать постоянно, и цена вопроса не такая высокая. Выход в контексте улучшения интерпретации результатов подобных исследований состоит в комбинировании разных источников данных, во взаимной «помощи» разных источников данных (на стадии формулировки гипотез, верификации результатов и пр.).

Перспективы развития исследования о факторах отказа от табакокурения состоят из нескольких направлений. Во-первых, следующий шаг будет нацелен на исследование демографических характеристик людей с разными аргументами по этому вопросу с использованием лингвистических алгоритмов и больших языковых моделей. Научно обоснованная политика на основе доказательного подхода должна опираться на детализированные по демографическим критериям данные. В частности, страх набрать вес как причина отказа бросить курить, согласно нашим предшествующим эконометрическим исследованиям, характерен только для женщин [43].

Во-вторых, датасет, помимо самого комментария, содержит столбец с информацией

о дате публикации комментария. На данном этапе эту информацию мы не использовали. Однако в дальнейшем она может послужить для оценки динамики структуры доводов: как во времени менялась доля основных доводов и антидоводов, как это связано с этапами антитабачной политики, которая проводится в России.

В-третьих, мы планируем изучить способы отказа от традиционного курения (в том числе переход на электронные сигареты и пр.) среди разных демографических групп. Такая работа позволит уточнить целевые группы для антитабачной политики и разработать дополнительные рекомендации.

В-четвертых, мы планируем совершенствовать методологию – использовать и в этой теме гибридные нейросети в классификации высказываний пользователей социальных сетей, что должно повысить точность классификации высказываний до 90 и более %.

■ БЛАГОДАРНОСТИ

Авторы выражают благодарность коллегам, участвовавшим в аннотации массивов комментариев пользователей социальных медиа: Воробьевой Е. К., Клименко Г. А., Колотуше А. В., Мошкину В. С. ●

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Liu, S., & Liu, J. (2021). Public attitudes toward COVID-19 vaccines on English-language Twitter: A sentiment analysis. *Vaccine*, 39(39), 5499-5505. <https://doi.org/10.1016/j.vaccine.2021.08.058>.
2. Huerta, D. T., Hawkins, J. B., Brownstein, J. S., & Hswen, Y. (2021). Exploring discussions of health and risk and public sentiment in Massachusetts during COVID-19 pandemic mandate implementation: A Twitter analysis. *SSM – Popul. Heal*, 15. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ssmph.2021.100851>.
3. Abosedra, S., Laopodis, N. T., & Fakhri, A. (2021). Dynamics and asymmetries between consumer sentiment and consumption in pre-and during-COVID-19 time: Evidence from the US. *The Journal of Economic Asymmetries*, 24, e00227. <https://doi.org/10.1016/j.jeca.2021.e00227>.
4. Culotta, A. (2010). Towards detecting influenza epidemics by analyzing Twitter messages. In *Proceedings of the first workshop on social media analytics*, 115-122. <https://doi.org/10.1145/1964858.1964874>.
5. Broniatowski, D. A., Paul, M. J., & Dredze, M. (2013). National and local influenza surveillance through Twitter: an analysis of the 2012-2013 influenza epidemic. *PLoS One*, 8(12), e83672. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0083672>.
6. Vychezhzhanin, S. V., & Kotelnikov, E. V. (2019). Stance detection based on ensembles of classifiers. *Programming and Computer Software*, 45, 228-240. <https://doi.org/10.1134/S0361768819050074>.
7. Kotelnikov, E., Loukachevitch, N., Nikishina, I., & Panchenko, A. (2022). RuArg-2022: Argument Mining Evaluation. In *Computational Linguistics and Intellectual Technologies: Proceedings of the International Conference "Dialogue 2022"*, 333-347. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2206.09249>.
8. Prier, K. W., Smith, M. S., Giraud-Carrier, C., & Hanson, C. L. (2011). Identifying

Health-Related Topics on Twitter. In *Social Computing, Behavioral-Cultural Modeling and Prediction, SBP 2011, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 6589. https://doi.org/10.1007/978-3-642-19656-0_4.

9. Paul, M., & Dredze, M. (2011). You are what you tweet: Analyzing twitter for public health. In *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, (1) 265-272. <https://doi.org/10.1609/icwsm.v5i1.14137>.

10. Paul, M. J., & Dredze, M. (2014). Discovering health topics in social media using topic models. *PloS One*, 9(8), e103408. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0103408>.

11. Thackeray, R., Burton, S. H., Giraud-Carrier, C., Rollins, S., & Draper, C. R. (2013). Using Twitter for breast cancer prevention: an analysis of breast cancer awareness month. *BMC cancer*, 13, 1-9. <https://doi.org/10.1186/1471-2407-13-508>.

12. Kim, E., Hou, J., Han, J. Y., & Himelboim, I. (2016). Predicting retweeting behavior on breast cancer social networks: Network and content characteristics. *Journal of health communication*, 21(4), 479-486. <https://doi.org/10.1080/10810730.2015.1103326>.

13. Himelboim, I., & Han, J. Y. (2014). Cancer talk on twitter: community structure and information sources in breast and prostate cancer social networks. *Journal of health communication*, 19(2), 210-225. <https://doi.org/10.1080/10810730.2013.811321>.

14. Sutton, J., Vos, S. C., Olson, M. K., Woods, C., Cohen, E., Gibson, C. B., & Butts, C. T. (2018). Lung cancer messages on Twitter: content analysis and evaluation. *Journal of the American College of Radiology*, 15(1), 210-217. <https://doi.org/10.1016/j.jacr.2017.09.043>.

15. Myslín, M., Zhu, S. H., Chapman, W., & Conway, M. (2013). Using twitter to examine smoking behavior and perceptions of emerging tobacco products. *Journal of medical Internet research*, 15(8), e2534. <https://doi.org/10.2196/jmir.2534>.

16. Cole-Lewis, H., Pugatch, J., Sanders, A., Varghese, A., Posada, S., Yun, C., Augustson, E. (2015a). Social listening: a content analysis of e-cigarette discussions on Twitter. *Journal of medical Internet research*, 17(10), e243. <https://doi.org/10.2196/jmir.4969>.

17. Cole-Lewis, H., Varghese, A., Sanders, A., Schwarz, M., Pugatch, J., & Augustson, E. (2015). Assessing electronic cigarette-related tweets for sentiment and content using supervised machine

learning. *Journal of medical Internet research*, 17(8), e208. <https://doi.org/10.2196/jmir.4392>.

18. Kim, A. E., Hopper, T., Simpson, S., Nonnemaker, J., Lieberman, A. J., Hansen, H., & Porter, L. (2015). Using Twitter data to gain insights into e-cigarette marketing and locations of use: an infoveillance study. *Journal of medical Internet research*, 17(11), e251. <https://doi.org/10.2196/jmir.4466>.

19. Lazard, A. J., Saffer, A. J., Wilcox, G. B., Chung, A. D., Mackert, M. S., & Bernhardt, J. M. (2016). E-cigarette social media messages: a text mining analysis of marketing and consumer conversations on Twitter. *JMIR public health and surveillance*, 2(2), 171. <https://doi.org/10.2196/publichealth.6551>.

20. Clark, E. M., Jones, C. A., Williams, J. R., Kurti, A. N., Norotsky, M. C., Danforth, C. M., & Dodds, P. S. (2016). Vaporous marketing: uncovering pervasive electronic cigarette advertisements on Twitter. *PLoS One*, 11(7), e0157304. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0157304>.

21. Cabrera-Nguyen, E. P., Cavazos-Rehg, P., Krauss, M., Bierut, L. J., & Moreno, M. A. (2016). Young adults' exposure to alcohol-and marijuana-related content on Twitter. *Journal of studies on alcohol and drugs*, 77(2), 349-353. <https://doi.org/10.15288/jsad.2016.77.349>.

22. Giorgi, S., Yaden, D. B., Eichstaedt, J. C., Ashford, R. D., Buffone, A. E., Schwartz, H. A., Ungar, L.H., Curtis, B. (2020). Cultural differences in Tweeting about drinking across the US. *International journal of environmental research and public health*, 17(4), 1125. <https://doi.org/10.3390/ijerph17041125>.

23. Curtis, B., Giorgi, S., Buffone, A. E., Ungar, L. H., Ashford, R. D., Hemmons, J., Summers, D., Hamilton, C., & Schwartz, H. A. (2018). Can Twitter be used to predict county excessive alcohol consumption rates? *PloS One*, 13(4), e0194290. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194290>.

24. Barry, A. E., Valdez, D., Padon, A. A., & Russell, A. M. (2018). Alcohol advertising on twitter—a topic model. *American Journal of Health Education*, 49(4), 256-263. <https://doi.org/10.1080/19325037.2018.1473180>.

25. Helgason, A. R., & Lund, K. E. (2002). General practitioners' perceived barriers to smoking cessation-results from four Nordic countries. *Scandinavian journal of public health*, 30(2), 141-147. <https://doi.org/10.1177/14034948020300020801>.

26. Rosenthal, L., Carroll-Scott, A., Earnshaw, V. A., Sackey, N., O'Malley, S. S., Santilli, A.,

- & Ickovics, J. R. (2013). Targeting cessation: understanding barriers and motivations to quitting among urban adult daily tobacco smokers. *Addictive Behaviors*, 38(3), 1639-1642. <https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2012.09.016>.
27. Twyman, L., Bonevski, B., Paul, C., & Bryant, J. (2014). Perceived barriers to smoking cessation in selected vulnerable groups: a systematic review of the qualitative and quantitative literature. *BMJ open*, 4(12), e006414. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2014-006414>.
28. Pagano, A., Tajima, B., & Guydish, J. (2016). Barriers and facilitators to tobacco cessation in a nationwide sample of addiction treatment programs. *Journal of substance abuse treatment*, 67, 22-29. <https://doi.org/10.1016/j.jsat.2016.04.004>.
29. Carlson, S., Widome, R., Fabian, L., Luo, X., & Forster, J. (2018). Barriers to quitting smoking among young adults: the role of socioeconomic status. *American Journal of Health Promotion*, 32(2), 294-300. <https://doi.org/10.1177/0890117117696350>.
30. Gupta, R., Pednekar, M. S., Kumar, R., & Goel, S. (2021). Tobacco cessation in India—Current status, challenges, barriers and solutions. *Indian Journal of Tuberculosis*, 68, S80-S85. <https://doi.org/10.1016/j.ijtb.2021.08.027>.
31. Cheng, N., Chandramouli, R., & Subbalakshmi, K. P. (2011). Author gender identification from text. *Digital Investigation*, 8(1), 78-88. <https://doi.org/10.1016/j.diin.2011.04.002>.
32. Alsmearat, K., Al-Ayyoub, M., Al-Shalabi, R., & Kanaan, G. (2017). Author gender identification from Arabic text. *Journal of Information Security and Applications*, 35, 85-95. <https://doi.org/10.1016/j.jisa.2017.06.003>.
33. Vicente, M., Batista, F., & Carvalho, J. P. (2019). Gender detection of Twitter users based on multiple information sources. In Interactions between computational intelligence and mathematics part 2, *Studies in Computational Intelligence*, vol 794, 39-54. https://doi.org/10.1007/978-3-030-01632-6_3.
34. Safara, F., Mohammed, A. S., Potrus, M. Y., Ali, S., Tho, Q. T., Souri, A., Janenia F., Hossein-zadeh, M. (2020). An author gender detection method using whale optimization algorithm and artificial neural network. *IEEE Access*, 8, 48428-48437. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2973509>.
35. Ouni, S., Fkih, F., Omri, M. N. (2022). Bots and Gender Detection on Twitter Using Stylistic Features. In *Advances in Computational Collective Intelligence. ICCCI 2022. Communications in Computer and Information Science*, vol 1653. https://doi.org/10.1007/978-3-031-16210-7_53.
36. Zainab, Z., Al-Obeidat, F., Moreira, F., Gul, H., & Amin, A. (2023). Comparative analysis of machine learning algorithms for author age and gender identification. In *Proceedings of International Conference on Information Technology and Applications. Lecture Notes in Networks and Systems*, vol 614. https://doi.org/10.1007/978-981-19-9331-2_11.
37. Sboev, A., Litvinova, T., Gudovskikh, D., Rybka, R., & Moloshnikov, I. (2016). Machine learning models of text categorization by author gender using topic-independent features. *Procedia Computer Science*, 101, 135-142. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.11.017>.
38. Sboev, A., Moloshnikov, I., Gudovskikh, D., Selivanov, A., Rybka, R., & Litvinova, T. (2018). Automatic gender identification of author of Russian text by machine learning and neural net algorithms in case of gender deception. *Procedia computer science*, 123, 417-423. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.01.064>.
39. Сбоев А. Г., Рыбка Р. Б., Молошников И. А., Наумов А. В., Селиванов А. А. Сравнение точностей методов на основе языковых и графовых нейросетевых моделей для определения признаков авторского профиля по текстам на русском языке // Вестник НИЯУ МИФИ. 2023. Т. 10. № 6. С. 529-539. DOI: 10.56304/S2304487X21060109. EDN: WHAVGC.
40. Scholten, H., Luijten, M., & Granic, I. (2019). A randomized controlled trial to test the effectiveness of a peer-based social mobile game intervention to reduce smoking in youth. *Development and Psychopathology*, 31(5), 1923-1943. <https://doi.org/10.1017/S0954579419001378>.
41. Kalabikhina, I., Zubova, E., Loukachevitch, N., Kolotusha, A., Kazbekova, Z., Banin, E., & Klimenko, G. (2023). Identifying Reproductive Behavior Arguments in Social Media Content Users' Opinions through Natural Language Processing Techniques. *Population and Economics*, 7(2), 40-59. <https://doi.org/10.3897/ropecon.7.e97064>.
42. Калабихина И. Е., Казбекова З. Г., Банин Е. П., Клименко Г. А. Демографические ценности и социально-демографический портрет пользователей ВКонтакте: есть ли связь? // Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика. 2023. №. 3. С. 157-180. DOI: 10.55959/MSU0130-0105-6-58-3-8. EDN: EXRUCA.

43. Кузнецова П. О. Почему не снижается курение у женщин: результаты микроанализа

за // Женщина в российском обществе. 2019. № 3. С. 91–101. DOI: [10.21064/WinRS.2019.3.7](https://doi.org/10.21064/WinRS.2019.3.7).

REFERENCES

- Liu, S., & Liu, J. (2021). Public attitudes toward COVID-19 vaccines on English-language Twitter: A sentiment analysis. *Vaccine*, 39(39), 5499-5505. <https://doi.org/10.1016/j.vaccine.2021.08.058>.
- Huerta, D. T., Hawkins, J. B., Brownstein, J. S., & Hswen, Y. (2021). Exploring discussions of health and risk and public sentiment in Massachusetts during COVID-19 pandemic mandate implementation: A Twitter analysis. *SSM – Popul. Heal.*, 15. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ssmph.2021.100851>.
- Abosedra, S., Laopodis, N. T., & Fakhri, A. (2021). Dynamics and asymmetries between consumer sentiment and consumption in pre-and during-COVID-19 time: Evidence from the US. *The Journal of Economic Asymmetries*, 24, e00227. <https://doi.org/10.1016/j.jeca.2021.e00227>.
- Culotta, A. (2010). Towards detecting influenza epidemics by analyzing Twitter messages. In *Proceedings of the first workshop on social media analytics*, 115-122. <https://doi.org/10.1145/1964858.1964874>.
- Broniatowski, D. A., Paul, M. J., & Dredze, M. (2013). National and local influenza surveillance through Twitter: an analysis of the 2012-2013 influenza epidemic. *PloS One*, 8(12), e83672. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0083672>.
- Vychegzhanin, S. V., & Kotelnikov, E. V. (2019). Stance detection based on ensembles of classifiers. *Programming and Computer Software*, 45, 228-240. <https://doi.org/10.1134/S0361768819050074>.
- Kotelnikov, E., Loukachevitch, N., Nikishina, I., & Panchenko, A. (2022). RuArg-2022: Argument Mining Evaluation. In *Computational Linguistics and Intellectual Technologies: Proceedings of the International Conference "Dialogue 2022"*, 333-347. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2206.09249>.
- Prier, K. W., Smith, M. S., Giraud-Carrier, C., & Hanson, C. L. (2011). Identifying Health-Related Topics on Twitter. In *Social Computing, Behavioral-Cultural Modeling and Prediction, SBP 2011, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 6589. https://doi.org/10.1007/978-3-642-19656-0_4.
- Paul, M., & Dredze, M. (2011). You are what you tweet: Analyzing twitter for public health. In *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, (1) 265-272. <https://doi.org/10.1609/icwsm.v5i1.14137>.
- Paul, M. J., & Dredze, M. (2014). Discovering health topics in social media using topic models. *PloS One*, 9(8), e103408. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0103408>.
- Thackeray, R., Burton, S. H., Giraud-Carrier, C., Rollins, S., & Draper, C. R. (2013). Using Twitter for breast cancer prevention: an analysis of breast cancer awareness month. *BMC cancer*, 13, 1-9. <https://doi.org/10.1186/1471-2407-13-508>.
- Kim, E., Hou, J., Han, J. Y., & Himelboim, I. (2016). Predicting retweeting behavior on breast cancer social networks: Network and content characteristics. *Journal of health communication*, 21(4), 479-486. <https://doi.org/10.1080/10810730.2015.1103326>.
- Himelboim, I., & Han, J. Y. (2014). Cancer talk on twitter: community structure and information sources in breast and prostate cancer social networks. *Journal of health communication*, 19(2), 210-225. <https://doi.org/10.1080/10810730.2013.811321>.
- Sutton, J., Vos, S. C., Olson, M. K., Woods, C., Cohen, E., Gibson, C. B., & Butts, C. T. (2018). Lung cancer messages on Twitter: content analysis and evaluation. *Journal of the American College of Radiology*, 15(1), 210-217. <https://doi.org/10.1016/j.jacr.2017.09.043>.
- Myslín, M., Zhu, S. H., Chapman, W., & Conway, M. (2013). Using twitter to examine smoking behavior and perceptions of emerging tobacco products. *Journal of medical Internet research*, 15(8), e2534. <https://doi.org/10.2196/jmir.2534>.
- Cole-Lewis, H., Pugatch, J., Sanders, A., Varghese, A., Posada, S., Yun, C., Augustson, E. (2015a). Social listening: a content analysis of e-cigarette discussions on Twitter. *Journal of medical Internet research*, 17(10), e243. <https://doi.org/10.2196/jmir.4969>.
- Cole-Lewis, H., Varghese, A., Sanders, A., Schwarz, M., Pugatch, J., & Augustson, E. (2015). Assessing electronic cigarette-related tweets for

sentiment and content using supervised machine learning. *Journal of medical Internet research*, 17(8), e208. <https://doi.org/10.2196/jmir.4392>.

18. Kim, A. E., Hopper, T., Simpson, S., Nonnemaker, J., Lieberman, A. J., Hansen, H., & Porter, L. (2015). Using Twitter data to gain insights into e-cigarette marketing and locations of use: an infoveillance study. *Journal of medical Internet research*, 17(11), e251. <https://doi.org/10.2196/jmir.4466>.

19. Lazard, A. J., Saffer, A. J., Wilcox, G. B., Chung, A. D., Mackert, M. S., & Bernhardt, J. M. (2016). E-cigarette social media messages: a text mining analysis of marketing and consumer conversations on Twitter. *JMIR public health and surveillance*, 2(2), 171. <https://doi.org/10.2196/publihealth.6551>.

20. Clark, E. M., Jones, C. A., Williams, J. R., Kurti, A. N., Norotsky, M. C., Danforth, C. M., & Dodds, P. S. (2016). Vaporous marketing: uncovering pervasive electronic cigarette advertisements on Twitter. *PLoS One*, 11(7), e0157304. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0157304>.

21. Cabrera-Nguyen, E. P., Cavazos-Rehg, P., Krauss, M., Bierut, L. J., & Moreno, M. A. (2016). Young adults' exposure to alcohol-and marijuana-related content on Twitter. *Journal of studies on alcohol and drugs*, 77(2), 349-353. <https://doi.org/10.15288/jsad.2016.77.349>.

22. Giorgi, S., Yaden, D. B., Eichstaedt, J. C., Ashford, R. D., Buffone, A. E., Schwartz, H. A., Ungar, L.H., Curtis, B. (2020). Cultural differences in Tweeting about drinking across the US. *International journal of environmental research and public health*, 17(4), 1125. <https://doi.org/10.3390/ijerph17041125>.

23. Curtis, B., Giorgi, S., Buffone, A. E., Ungar, L. H., Ashford, R. D., Hemmons, J., Summers, D., Hamilton, C., & Schwartz, H. A. (2018). Can Twitter be used to predict county excessive alcohol consumption rates? *PloS One*, 13(4), e0194290. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194290>.

24. Barry, A. E., Valdez, D., Padon, A. A., & Russell, A. M. (2018). Alcohol advertising on twitter—a topic model. *American Journal of Health Education*, 49(4), 256-263. <https://doi.org/10.1080/19325037.2018.1473180>.

25. Helgason, A. R., & Lund, K. E. (2002). General practitioners' perceived barriers to smoking cessation—results from four Nordic countries. *Scandinavian journal of public health*, 30(2), 141-147. <https://doi.org/10.1177/14034948020300020801>.

26. Rosenthal, L., Carroll-Scott, A., Earnshaw, V. A., Sackey, N., O'Malley, S. S., Santilli, A., & Ickovics, J. R. (2013). Targeting cessation: understanding barriers and motivations to quitting among urban adult daily tobacco smokers. *Addictive Behaviors*, 38(3), 1639-1642. <https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2012.09.016>.

27. Twyman, L., Bonevski, B., Paul, C., & Bryant, J. (2014). Perceived barriers to smoking cessation in selected vulnerable groups: a systematic review of the qualitative and quantitative literature. *BMJ open*, 4(12), e006414. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2014-006414>.

28. Pagano, A., Tajima, B., & Guydish, J. (2016). Barriers and facilitators to tobacco cessation in a nationwide sample of addiction treatment programs. *Journal of substance abuse treatment*, 67, 22-29. <https://doi.org/10.1016/j.jsat.2016.04.004>.

29. Carlson, S., Widome, R., Fabian, L., Luo, X., & Forster, J. (2018). Barriers to quitting smoking among young adults: the role of socioeconomic status. *American Journal of Health Promotion*, 32(2), 294-300. <https://doi.org/10.1177/0890117117696350>.

30. Gupta, R., Pednekar, M. S., Kumar, R., & Goel, S. (2021). Tobacco cessation in India—Current status, challenges, barriers and solutions. *Indian Journal of Tuberculosis*, 68, S80-S85. <https://doi.org/10.1016/j.ijtb.2021.08.027>.

31. Cheng, N., Chandramouli, R., & Subbalakshmi, K. P. (2011). Author gender identification from text. *Digital Investigation*, 8(1), 78-88. <https://doi.org/10.1016/j.diin.2011.04.002>.

32. Alsmearat, K., Al-Ayyoub, M., Al-Shalabi, R., & Kanaan, G. (2017). Author gender identification from Arabic text. *Journal of Information Security and Applications*, 35, 85-95. <https://doi.org/10.1016/j.jisa.2017.06.003>.

33. Vicente, M., Batista, F., & Carvalho, J. P. (2019). Gender detection of Twitter users based on multiple information sources. In Interactions between computational intelligence and mathematics part 2, *Studies in Computational Intelligence*, vol 794, 39-54. https://doi.org/10.1007/978-3-030-01632-6_3.

34. Safara, F., Mohammed, A. S., Potrus, M. Y., Ali, S., Tho, Q. T., Souri, A., Janenia F., Hossein-zadeh, M. (2020). An author gender detection method using whale optimization algorithm and artificial neural network. *IEEE Access*, 8, 48428-48437. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2973509>.

35. Ouni, S., Fkih, F., Omri, M. N. (2022). Bots and Gender Detection on Twitter Using Stylistic

Features. In *Advances in Computational Collective Intelligence. ICCCI 2022. Communications in Computer and Information Science*, vol 1653. https://doi.org/10.1007/978-3-031-16210-7_53.

36. Zainab, Z., Al-Obeidat, F., Moreira, F., Gul, H., & Amin, A. (2023). Comparative analysis of machine learning algorithms for author age and gender identification. In *Proceedings of International Conference on Information Technology and Applications. Lecture Notes in Networks and Systems*, vol 614. https://doi.org/10.1007/978-981-19-9331-2_11.

37. Sboev, A., Litvinova, T., Gudovskikh, D., Rybka, R., & Moloshnikov, I. (2016). Machine learning models of text categorization by author gender using topic-independent features. *Procedia Computer Science*, 101, 135-142. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.11.017>.

38. Sboev, A., Moloshnikov, I., Gudovskikh, D., Selivanov, A., Rybka, R., & Litvinova, T. (2018). Automatic gender identification of author of Russian text by machine learning and neural net algorithms in case of gender deception. *Procedia computer science*, 123, 417-423. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.01.064>.

39. Sboev, A. G., Rybka, R. B., Moloshnikov, I. A., Naumov A. V., & Selivanov A. A. (2021). Comparison of the accuracies of methods based on language and graph neural network models for determining author profile features from

russian texts. *Vestnik natsional'nogo issledovatel'skogo yadernogo universiteta "MIFI"*, 10(6), 529-539. <https://doi.org/10.56304/S2304487X21060109>. <https://elibrary.ru/WHAVGC>.

40. Scholten, H., Luijten, M., & Granic, I. (2019). A randomized controlled trial to test the effectiveness of a peer-based social mobile game intervention to reduce smoking in youth. *Development and Psychopathology*, 31(5), 1923-1943. <https://doi.org/10.1017/S0954579419001378>.

41. Kalabikhina, I., Zubova, E., Loukachevitch, N., Kolotusha, A., Kazbekova, Z., Banin, E., & Klimenko, G. (2023). Identifying Reproductive Behavior Arguments in Social Media Content Users' Opinions through Natural Language Processing Techniques. *Population and Economics*, 7(2), 40-59. <https://doi.org/10.3897/popecon.7.e97064>.

42. Kalabikhina, I. E., Kazbekova, Z. G., Banin, E. P., & Klimenko, G. A. (2023). Demographic values and socio-demographic profile of Vkontakte users: is there a connection? *Moscow University Economics Bulletin*, 3, 157-180. <https://doi.org/10.55959/MSU0130-0105-6-58-3-8>. <https://elibrary.ru/EXRUCA>.

43. Kuznetsova, P. O. (2019). Why the number of smoking women does not decrease: a view from the microanalysis level. *Woman in Russian society*, 3, 91-101. <https://doi.org/10.21064/WinRS.2019.3.7>.