

МЕТОДЫ И МЕТОДОЛОГИЯ

DOI: 10.14515/monitoring.2020.1.05

Правильная ссылка на статью:

Щекотин Е. В., Мягков М. Г., Гойко В. Л., Кашпур В. В., Коварж Г. Ю. Субъективная оценка (не) благополучия населения регионов РФ на основе данных социальных сетей // Мониторинг общественного мнения: Экономические и социальные перемены. 2020. № 1. С. 78—116. <https://doi.org/10.14515/monitoring.2020.1.05>.

For citation:

Shchekotin E. V., Myagkov M. G., Goiko V. L., Kashpur V. V., Kovarzh G. Yu. (2020) Subjective Measurement of Population Ill-Being/Well-Being in the Russian Regions Based on Social Media Data. *Monitoring of Public Opinion: Economic and Social Changes*. No. 1. P. 78—116. <https://doi.org/10.14515/monitoring.2020.1.05>.



Е. В. Щекотин, М. Г. Мягков, В. Л. Гойко, В. В. Кашпур, Г. Ю. Коварж СУБЪЕКТИВНАЯ ОЦЕНКА (НЕ)БЛАГОПОЛУЧИЯ НАСЕЛЕНИЯ РЕГИОНОВ РФ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ

СУБЪЕКТИВНАЯ ОЦЕНКА (НЕ)БЛАГОПОЛУЧИЯ НАСЕЛЕНИЯ РЕГИОНОВ РФ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ

SUBJECTIVE MEASUREMENT OF POPULATION ILL-BEING/WELL-BEING IN THE RUSSIAN REGIONS BASED ON SOCIAL MEDIA DATA

ЩЕКОТИН Евгений Викторович — кандидат философских наук, доцент, научный сотрудник Лаборатории наук о больших данных и проблемах общества, Томский государственный университет, Томск, Россия; доцент кафедры социологии, Новосибирский государственный университет экономики и управления, Новосибирск, Россия
E-MAIL: evgvik1978@mail.ru
<https://orcid.org/0000-0001-7377-0645>

Eugeny V. SHCHEKOTIN^{1,2} — Cand. Sci. (Phil.), Associate Professor, Research Fellow, Laboratory of Big Data in Social Sciences; Associate Professor, Department of Sociology
E-MAIL: evgvik1978@mail.ru
<https://orcid.org/0000-0001-7377-0645>

¹ Tomsk State University, Tomsk, Russia

² Novosibirsk State University of Economics and Management, Novosibirsk, Russia

МЯГКОВ Михаил Георгиевич — PhD, научный руководитель Лаборатории наук о больших данных и проблемах общества, научный руководитель Лаборатории экспериментальных методов в общественных и когнитивных науках, Томский государственный университет, Томск, Россия; ведущий научный сотрудник Института образования, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Москва, Россия; профессор Института когнитивных и политических наук, профессор факультета политологии, Университет Орегона, Юджин, США
E-MAIL: myagkov@skoltech.ru
<https://orcid.org/0000-0002-8419-6404>

ГОЙКО Вячеслав Леонидович — заведующий Лабораторией наук о больших данных и проблемах общества, Томский государственный университет, Томск, Россия
E-MAIL: goiko@ftf.tsu.ru
<https://orcid.org/0000-0002-5985-3724>

КАШПУР Виталий Викторович — кандидат социологических наук, доцент, зав. кафедрой социологии, научный сотрудник Лаборатории наук о больших данных и проблемах общества, Томский государственный университет, Томск, Россия
E-MAIL: vitkashpur@mail.ru
<https://orcid.org/0000-0001-8113-290X>

КОВАРЖ Галина Юрьевна — аналитик Лаборатории наук о больших данных и проблемах общества, Томский государственный университет, Томск, Россия
E-MAIL: kovarzhgalina@data.tsu.ru
<https://orcid.org/0000-0002-5302-8862>

Mikhail G. MYAGKOV^{1,3,4} — PhD in Social Sciences, Head of Research at the Laboratory of Big Data in Social Sciences; Head of Research Laboratory of Experimental Methods in Cognitive and Social Sciences; Leading Researcher at the Institute of Education; Professor at the Institute of Cognitive and Decision Sciences; Professor at the Department of Political Science
E-MAIL: myagkov@skoltech.ru
<https://orcid.org/0000-0002-8419-6404>

Vyacheslav L. GOIKO¹ — Head of the Laboratory of Big Data in Social Sciences
E-MAIL: goiko@ftf.tsu.ru
<https://orcid.org/0000-0002-5985-3724>

Vitaliy V. KASHPUR¹ — Cand. Sci. (Soc.), Associate Professor, Head of Department of Sociology; Research Fellow at the Laboratory of Big Data in Social Sciences
E-MAIL: vitkashpur@mail.ru
<https://orcid.org/0000-0001-8113-290X>

Galina Yu. KOVARZH¹ — Analyst at the Laboratory of Big Data in Social Sciences
E-MAIL: kovarzhgalina@data.tsu.ru
<https://orcid.org/0000-0002-5302-8862>

¹ Tomsk State University, Tomsk, Russia

³ National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russia

⁴ University of Oregon, Eugene, USA

Аннотация. В статье обосновывается новый метод субъективной оценки благополучия, основанный на анализе онлайн-активности пользователей в социальных сетях. Предлагаемый метод обладает как преимуществами (быстрота исследования, небольшие затраты, масштабность, детальность полученной информации), так и определенными ограничениями (охват «цифрового населения», технические сложности при исследовании густонаселенных мегаполисов и т. д.). В статье представлены результаты эмпирического исследования онлайн-активности пользователей социальной сети «ВКонтакте». На основе полученных данных рассчитан индекс субъективного (не)благополучия для 43 регионов РФ по 19 показателям, охватывающих экономические, социальные и политические аспекты качества жизни людей. Индекс субъективного (не)благополучия строится на изучении онлайн-активности пользователей, входящих в 1350 наиболее популярных региональных и городских сообществ в социальной сети «ВКонтакте». Период исследования включает в себя весь 2018 год.

Ключевые слова: качество жизни, онлайн-активность, социальные сети, индекс благополучия, субъективное благополучие

Благодарность. Исследование выполнено при финансовой поддержке «Программы повышения конкурентоспособности Томского государственного университета» (грант № 8.1.59.2018).

Abstract. The article substantiates a new method of subjective assessment of well-being based on the data of user online activity in social media. The method has its advantages (quick research, low costs, large scale, detailed information) as well as certain shortcomings (covering only “digital” population, technical difficulties studying densely populated megacities, etc.). The article presents the results of an empirical study on user activity in Vkontakte social network. Subjective well-being index is calculated for 43 Russian regions across 19 indicators embracing economic, political and social aspects of quality of life. Index is based on the analysis on user online activity in 1,350 most popular Vkontakte regional and urban communities. The study was carried out in 2018, throughout the entire year.

Keywords: quality of life, online activity, social networks, well-being index, subjective well-being

Acknowledgments. The study was supported by the Tomsk State University Competitiveness Enhancement Program (grant no. 8.1.59.2018).

Введение

Научные исследования благополучия неразрывно связаны с проблемой его измерения и оценки. В целом сложившиеся на сегодняшний день теории благополучия подразделяются на две большие группы в зависимости от параметров измерения: объективные подходы и субъективные подходы [Нугаев, Нугаев, 2003]. Объективные подходы используют различные наборы статистических данных, субъективные — измеряют благополучие на основе самоотчетов, суждений людей о своей жизни, которые собираются посредством анкетирования или психологических и социологических экспериментов. В данном исследовании под субъективным благополучием мы будем понимать именно субъективную оценку индивидом собственного благополучия.

Развитие информационно-коммуникационных технологий открывает новые возможности для изучения субъективного благополучия. Так, социальные медиа стали одним из основных источников данных о настроениях, переживаниях и поведении людей. Социальные медиа как источник информации обладают как достоинствами, так и недостатками в сравнении с опросными методами¹. По нашему мнению, количественный анализ поведения людей в социальных сетях позволяет получить достаточно полную информацию об их эмоциях и переживаниях, а также оценить субъективное благополучие. В данной статье мы предлагаем метод, в основе которого лежит использование данных об онлайн-активности пользователей в социальных сетях, для изучения субъективного благополучия населения регионов РФ. Достижение поставленной цели предполагает ответы на следующие вопросы.

1) Могут ли данные об онлайн-активности в социальных сетях использоваться для измерения субъективного благополучия?

2) Какие аспекты (компоненты) субъективного благополучия можно оценить, исследуя социальные сети?

3) Как можно оценить субъективное благополучие населения, изучая различные формы активности в социальных сетях?

Для ответа на первый вопрос мы проанализируем научные исследования, в которых предпринимались попытки измерить субъективное благополучие на материале социальных сетей. В целом мы разделяем тезис Ван Дейка [van Dijk, 2006] о том, что социальные медиа воспроизводят те же процессы и явления, которые имеют место в офлайне, только существенно их интенсифицируют и ускоряют. Поэтому, изучая социальные медиа, мы можем получить достаточно точное представление об оценке людьми условий своей жизни. Для ответа на второй вопрос мы разработали модель субъективного благополучия, которая включает 19 параметров, охватывающих различные аспекты социальной, экономической и политической жизни населения. Чтобы решить третью задачу мы разработали агрегированный показатель — индекс благополучия. Данный показатель основан на анализе суждений людей, которые они высказывают в наиболее популярных региональных сообществах, а также содержит данные об онлайн-активности пользователей в этих сообществах. Замечено, что пользователи социальных медиа

¹ Подробнее эта проблема обсуждается в работе [Sánchez, Craglia, Bregt, 2017].

склонны активнее реагировать на сообщения негативной тональности [Liebrecht, Hustinx, van Mulken, 2019; Stafford, 2014; Trussler, Soroka, 2014]. Полученные нами результаты имеют тенденцию показывать скорее субъективную оценку «неблагополучия». Поэтому мы решили переименовать наш показатель в «индекс субъективного неблагополучия».

Проблема определения и оценки субъективного благополучия

Интерес к тем или иным аспектам субъективного благополучия как предмету научных исследований возник еще в 1920—1930-е гг. [Angner, 2011], однако особенно интенсивно эта тема стала развиваться в 1960—1970-е гг., причем одновременно в рамках нескольких дисциплин. В психологии становление исследований субъективного благополучия связано с работой У. Уилсона 1967 г. [Wilson, 1967]. В социологии тема субъективного благополучия (субъективные индикаторы качества жизни) получила развитие в 1970-е гг. [Campbell, Converse, Rodgers, 1976; Andrews, Withey, 1976]. В этот же период понятие «субъективное благополучие» появилось в медицине (например, в геронтологии [Larson, 1978]). Несколько позже, в 1990-е — 2000-е гг., к этой теме обратились экономисты (концепция «экономики счастья») [Layard, 2005]. Вследствие сложности самого феномена субъективного благополучия и его мультидисциплинарного положения количество подходов и определений данного понятия в научной литературе представляется громадным².

Если принять во внимание, что в обращении с терминами «благополучие», «качество жизни», «жизненный стандарт», «удовлетворенность жизнью», «процветание», «развитие», «бедность», «счастье» и т. п. нередко наблюдается определенная вольность и эти понятия часто рассматриваются как взаимозаменяемые [McGillivray, Clarke, 2006], то это еще больше усложняет и запутывает ситуацию с определением субъективного благополучия. Периодически предпринимаемые попытки провести демаркационную линию между набором понятий, посредством которых оценивается жизнь людей (таких как «качество жизни», «счастье», «благополучие») [Veenhoven, 2001; Raibley, 2012], или показать концептуальную синонимичность некоторых из них (например, «субъективного благополучия» и «субъективного качества жизни») [Camfield, Skevington, 2008; Proctor, 2014] пока не привели к устойчивому консенсусу. В целом можно отметить, что в научной литературе заметна тенденция, когда понятие «субъективное благополучие» используется как субститут понятия «счастье» [Eid, Larsen, 2008]. Другое близкое по смыслу понятие — «субъективное качество жизни» — исследователи скорее склонны дифференцировать от понятия «субъективное благополучие» [Алмакаева, 2006; Подузов, Языкова, 2017] или рассматривать субъективное благополучие как компонент субъективного качества жизни [Sóris, Petó, 2015; Рябов, 2016]. Следует заметить, что понятие субъективного качества жизни все активнее используется в медицине, то есть в исследованиях, направленных непосредственно на изучение вопросов физического здоровья человека [Lam, 2010].

² Например, С. Элкайр [Alkire, 2002] проанализировала 39 определений благополучия из разных дисциплин, а Р. Шалок [Schalock, 2000], обобщая развитие концепта «качество жизни», который включает в себя субъективное благополучие за три десятилетия, насчитал более 100 определений.

Существует несколько теоретико-методологических подходов к изучению благополучия, различающихся своими фундаментальными основаниями: гедонизм, перфекционизм, теория удовлетворения желаний, теория объективного списка, эвдемонизм и т. д. [Taylor, 2015; Fletcher, 2016ab]. Тема субъективного благополучия находится в центре внимания двух из них — гедонизма и эвдемонизма. Гедонистический подход связывает благополучие с переживанием положительных эмоций, получением удовольствия и удовлетворением желаний. В современных исследованиях субъективного благополучия распространение этого подхода связано с именем американского психолога Э. Динера, определяющего субъективное благополучие как «когнитивные и аффективные оценки его или ее жизни. Эти оценки включают эмоциональные реакции на события, также как когнитивные суждения об удовлетворенности» [Diener, Lucas, Oishi, 2002: 66]. Динер выделяет следующие основные компоненты субъективного благополучия: положительные и негативные эмоции, удовлетворенность жизнью, удовлетворенность отдельными доменами жизни (работа, семья и т. д.), а основной его метод исследования — самоотчеты людей, позволяющие измерить их уровень счастья [Diener et al., 1999].

Эвдемонистический подход получил распространение несколько позже и опирается на представление о том, что субъективное благополучие достигается посредством личностного роста и «осмысленности» жизни. Так, К. Рифф выделяет такие компоненты субъективного благополучия, как автономия, самопринятие, позитивные отношения с другими, цель в жизни, личностный рост, мастерство [Ryff, 1989]. Список параметров, способствующих достижению счастья, в дальнейшем расширился. В него стали включать такие понятия, как компетентность, самореализация, осознанность, подлинность, ценности конгруэнтности и социальной связанности и т. д. Как подчеркивают Л. У. Хендерсон и Т. Найт, эвдемонистический подход более сложен и расплывчат по сравнению с гедонистическим [Henderson, Knight, 2012].

В последние 10—15 лет возникли попытки объединить оба подхода и создать универсальный подход в исследованиях субъективного благополучия. Наиболее известной такой попыткой стала концепция «процветания» М. Селигмана. Селигман интерпретирует благополучие как совокупность гедонистических и эвдемонистических факторов — позитивных эмоций, вовлеченности в деятельность, позитивных отношений с другими, осмысленности и достижений [Seligman, 2011]. Также отдельно хотелось бы упомянуть направление исследований, связанное с выявлением генетических и персональных предрасположенностей субъективного благополучия [Diener, Lucas, Oishi, 2002].

В данной статье мы будем придерживаться следующего определения, которое в целом повторяет основные тезисы гедонистического подхода: «субъективное благополучие — это личное восприятие и переживание положительных и отрицательных эмоциональных реакций, а также глобальные и конкретные когнитивные оценки удовлетворенности жизнью» [Proctor, 2014: 6437]. Соответственно, количественным показателем субъективного благополучия служит баланс положительных и негативных оценок, который человек дает различным аспектам своей жизни.

Исследование благополучия и социальные медиа

Можно весьма условно выделить три направления исследований, которые находятся на стыке исследований социальных сетей и благополучия. Первое направление связано с применением информационных технологий для изучения благополучия. В качестве примера таких исследований можно привести использование технологии автоматического распознавания эмоций человека на групповых изображениях в социальных медиа для определения интенсивности «счастья» [Dhall, Goecke, Gedeon, 2015]. Второе направление связано с изучением влияния социальных медиа на различные аспекты благополучия [Verduyn et al., 2017; Sabatini, Sarracino, 2017]. В этом случае социальные медиа рассматриваются как существенный фактор, который может негативно или позитивно воздействовать на такие параметры благополучия человека, как социальный капитал [Burke, Marlow, Lento, 2010], удовлетворенность браком [Valenzuela, Halpern, Katz, 2014], депрессии [Appel, Gerlach, Crusius, 2016; McCloskey et al., 2015], одиночество [Song et al., 2014], социальная поддержка [Lee, Noh, Koo, 2013] и т. д. При этом в некоторых исследованиях отмечается двойственное воздействие социальных сетей на субъективное благополучие пользователей: они могут в одном случае снижать его, в другом случае — способствовать его повышению [Clark, Algoe, Green, 2018].

Наконец, в рамках третьего направления исследований социальные сети рассматриваются как самодостаточный источник данных для оценки благополучия. Учитывая ту роль, которую социальные сети стали играть в последние десятилетия в повседневной жизни людей, эти попытки представляются очень плодотворными. Так, в работе [Hao et al., 2014] применяется технология машинного обучения для предсказания субъективного благополучия пользователей социальных медиа. Авторы использовали данные из социальной сети Sina Weibo 1785 волонтеров для обучения алгоритма, предварительно попросив их заполнить опросники для оценки позитивных и негативных аффектов (PANAS) и оценки психологического благополучия (PWBS). В итоге получена достаточно значимая корреляция между предсказаниями алгоритма и результатами опроса: по некоторым показателям субъективного благополучия коэффициент корреляции равен 0,4—0,6. Схожую работу, но на материалах Facebook, проделали Э. Шварц и соавторы [Schwartz et al., 2016]. Используя модели субъективного благополучия (удовлетворения жизнью) и PERMA М. Селигмана, они оценили субъективное благополучие по данным обновлений статусов пользователей и сообщений на стене в Facebook. В этом исследовании показано, какие темы и слова, употребляемые пользователями, соотносятся с различными компонентами указанных моделей благополучия. Например, использование слов «друзья», «семья», «чудесный» указывает на положительную оценку благополучия, в то время как брань — на негативную. На основании данных Twitter Э. Шварц и соавторы дали оценку субъективного благополучия в 1293 округах США [Schwartz et al., 2013]. Авторы утверждают, что используемая ими модель LDA анализа твитов позволяет предсказывать уровень удовлетворенности жизнью с не меньшей точностью, чем обычные опросы. Они выделили несколько тем, которые ассоциируются с положительным субъективным благополучием (например, темы

физической активности, поддержки и пожертвований и т. д.), однако вариаций негативных тем значительно меньше. Л. Чен и соавторы [Chen et al., 2017] проанализировали тональность текста в обновлениях статусов на страницах пользователей Facebook для предсказания субъективного благополучия пользователей. Сравнивая данные, полученные с помощью алгоритма машинного обучения, и данные по результатам самоотчетов, авторы обнаружили значимую корреляцию этих результатов. К. Ву и соавторы [Wu et al., 2015] использовали данные социальной сети Sina Weibo для построения City Happiness Index на основе высказываний пользователей о жизни в различных городах. Н. Ванг и соавторы [Wang et al., 2014] в течение года изучали профили пользователей Facebook и оценивали уровень их благополучия по шкале удовлетворенности жизнью Динера, сравнивая полученные данные с индексом Facebook's Gross National Happiness, который калькулируется на основе анализа количества позитивных и негативных слов, используемых в обновлениях статусов пользователей. В данном исследовании авторы поставили под сомнение возможность применения лингвистического анализа интернет-сообщений для изучения психологического состояния пользователей. В статье [Yang, Srinivasan, 2016] удовлетворенность жизнью людей изучается на материале Twitter. Авторы анализируют слова и выражения, используемые в твитах, и приходят к выводу, что полученные результаты не противоречат установленным в социальных науках закономерностям удовлетворенностью жизнью. Сюда же можно отнести исследования «географии счастья», например, связи между эмоциями и мобильностью [Mitchell et al., 2013]. Изучается корреляция между выражением эмоций в реальном времени, которые пользователи указывают в твитах, и различными — эмоциональными, географическими, демографическими и т. п. — факторами уровня счастья, полученными в ходе национальных опросов. Калькулируя количество слов, имеющих отношение к счастью и состоянию удовлетворенности, авторы приходят к выводу, что самый «счастливый» штат — это Гавайи, а самый «грустный» — Луизиана.

В целом можно заключить, что исследования субъективного благополучия на основе данных социальных сетей активно развиваются, и полученные результаты позволяют рассматривать этот метод как достаточно надежный. Точность измерения субъективного благополучия с помощью данного метода будет повышаться по мере совершенствования алгоритмов машинного обучения, однако уже сегодня эти методы имеют перспективы широкого практического применения. В сравнении с «традиционными» опросными методами изучения субъективного благополучия обсуждаемые подходы дают возможность собирать информацию быстрее и дешевле, также эта информация более подробная и всесторонняя. В то же время они позволяют охватить только активных пользователей социальных медиа, оставляя за рамками исследования остальную часть населения.

Методология исследования

Методология нашего исследования включала последовательную реализацию нескольких этапов:

- 1) разработка модели субъективного благополучия;
- 2) выбор сообществ в социальной сети «ВКонтакте»;

- 3) классификация сообщений и постов в сообществах;
- 4) автоматический анализ контента в отобранных сообществах;
- 5) построение индекса субъективного благополучия для различных регионов России.

Модель субъективного благополучия

Как мы отмечали выше, существует огромное количество подходов и моделей оценки благополучия и качества жизни, которые могут совпадать в каких-то элементах. Так, Т. В. Гаврилова выделяет 17 наиболее часто используемых в научной литературе показателей качества жизни [Гаврилова, 2004]:

1. уровень жизни,
2. уровень развития социальной инфраструктуры,
3. экологическое состояние окружающей среды,
4. состояние здоровья,
5. личная безопасность,
6. уровень образования,
7. занятость,
8. качество трудовой жизни,
9. качество жилья,
10. качество досуга и отдыха,
11. демографическая ситуация,
12. социальная уверенность (социальные выплаты, предпочтения различного рода),
13. семья,
14. социальные связи,
15. неравенство,
16. финансово-экономическое состояние территории,
17. природно-климатические условия.

Часть показателей из этого списка мы отобрали для нашей модели, другую часть сочли нецелесообразной для включения в наше исследование в связи со спецификой изучаемых нами сообществ. Например, субъективная оценка семейной жизни вряд ли будет обсуждаться в региональных сообществах. Также мы включили такие показатели, как эмоциональное самочувствие (психологическое субъективное благополучие) и оценка населением политических процессов: с одной стороны, политическая свобода является важным индикатором благополучия [Veenhoven, 1996], с другой — в современной российской действительности органы власти напрямую влияют на объективные параметры благополучия. Поэтому субъективная оценка политических решений тоже является важным показателем благополучия общества. В таблице 1 представлены показатели субъективного благополучия, которые мы использовали в данном исследовании.

Таблица 1. Показатели субъективного благополучия

Сферы	Категории	Индикаторы/Темы
Социальная сфера	Образование	Дошкольное Среднее Среднее профессиональное Высшее Дополнительное
	ЖКХ	Оказание услуг ЖКХ населению Управление (бюрократия, работа сотрудников, качество обслуживания, отношение к населению, тарифы)
	Здравоохранение	Обслуживание (условия, техническое обеспечение, бюрократия, время ожидания) Качество лечения Работа с отдельными группами населения (пенсионеры, дети, инвалиды, беременные)
	Инфраструктура	Дороги (качество) Топливо Доступность (между населенными пунктами, до домов и т. д.) Загруженность дорог Уборка снег Ливневые системы Доступность жилья и т. д.
	Безопасность (обстановка в городе)	Работа служб (Полиция, МЧС, ГИБДД (ДПС), Росгвардия) Обстановка (уголовные преступления, мошенничество, воровство, административные правонарушения)
	Экология	Вырубка лесов Разрушение озонового слоя Сокращение биоразнообразия Загрязнение воды, воздуха Перенаселение Деградация земель Отходы жизнедеятельности человека Влияние экономической и политической деятельности на экологическую ситуацию Последствия человеческого влияние на экологию Меры предотвращения экологических катастроф и т. д.
	Отношения между людьми	Доброжелательность/недоброжелательность прохожих, соседей, коллег, случайных людей (попутчики, пассажиры и т. д.)
Общее эмоциональное состояние	Выражение чувств (счастлив/несчастлив, доволен/недоволен, раздражен/воодушевлен, печален/рад и т. д.)	

Сферы	Категории	Индикаторы/Темы
Экономическая сфера	<i>Работа</i>	Уровень безработицы Зарплата Условия труда Официально/неофициальное трудоустройство Полная/неполная ставка
	<i>Товары</i>	Цены и влияние инфляции Конкуренция между производителями
	<i>Налоги</i>	Бюрократия Уровень налоговой ставки Налоговая нагрузка населения Распределение собранных налогов
	<i>Кредитование и предпринимательство</i>	Кредиты и ипотека Предпринимательство (барьеры, бюрократия и т. д.)
	<i>Социальная поддержка от государства</i>	Субсидии Пенсии Льготы Пенсионный возраст
Политическая сфера	<i>Свобода СМИ</i>	Цензура/свобода слова Достоверность информации Объективность и т. д.
	<i>Протестный потенциал (недовольство населения)</i>	Политический протест (протест, обращенный к представителям власти) Социальный протест (протест, направленный против социального неравенства, проблем, существующих в обществе) Культурный протест (протест, вызванный каким-либо событием в культурной жизни и повлекший возмущение населения)
	<i>Свобода выборов</i>	Честность выборов Давление на избирателей Прозрачность Вбросы Явка Конкуренция на выборах
	<i>Отношение к власти</i>	Отношение населения к отдельным персонам (президенту, премьер-министру, депутатам, губернаторам, мэрам, членам администрации) и их деятельности
	<i>Политические решения</i>	Оценка проблемы в регионе Управленческие и кадровые решения властей Законодательство (новые законы и изменения старых) Нарушения прав граждан Отношение к населению Бюджет (формирование и распределение) Оценка населением принятых решений
	<i>Внутренняя политика</i>	Оценка функций, возложенных на региональные власти: — способность организовывать хозяйственно-экономическую жизнь в регионе; — способность поддерживать в регионе и в стране стабильность; — соблюдение социальной справедливости при распределении благ; — безопасное использование ресурсов страны; — поддержание законности и порядка

Выбор сообществ в социальной сети «ВКонтакте»

Прежде чем перейти к отбору сообществ, мы выбрали регионы проведения измерения. Для обеспечения репрезентативности результатов исследования мы отобрали 43 региона из 85 (50,6%). При формировании выборки мы руководствовались следующими критериями.

1. Географическая репрезентативность. Регионы представлены равномерно на всей территории РФ — все федеральные округа, все климатические и культурно-исторические зоны.

2. Социально-экономическая репрезентативность. Согласно типологии «четырех России» Н. В. Зубаревич [Zubarevich, 2013], все населенные пункты можно разделить на четыре типа по уровню социально-экономического развития:

- 1) крупные города — Москва и города-миллионники, города с населением свыше 500 тыс. человек;
- 2) средние по размеру индустриальные города с населением от 20 до 250—300 тыс. человек;
- 3) «периферия» — деревни, сёла и небольшие города;
- 4) республики Северного Кавказа и Юга Сибири.

Соответственно, уровень социально-экономического развития наибольший в регионах первого типа, наихудший — в регионах четвертого типа. Мы составили выборку таким образом, чтобы были равномерно представлены регионы всех четырех типов.

Из выборки были исключены Москва и Санкт-Петербург. Это обусловлено целым рядом причин. Прежде всего, в Москве и Санкт-Петербурге большей популярностью, чем в других регионах, пользуются другие социальные сети — Facebook, Twitter и т. д. Так, отчет компании Brand Analytics показывает, что за октябрь 2018 г. во «ВКонтакте» было опубликовано около 1,1 млрд сообщений, в то время как в Facebook — только 122 млн число авторов составило за этот же период 36,45 млн и 2,25 млн соответственно. Из 2,25 млн авторов Facebook за октябрь 2018 г. 1,1 млн проживают в Москве³. Это 49% от всех авторов Facebook за месяц. За этот же период количество авторов в Twitter составило 818 тыс., сообщений — 59,6 млн. Согласно данным компании Mediascope, в ноябре 2019 г. ежедневная аудитория «ВКонтакте» (количество пользователей, которые хотя бы один раз в день заходили в социальную сеть в течение месяца) составила 39,3 млн пользователей во всех населенных пунктах России, то есть суммарно городское и сельское население. В Москве дневная аудитория «ВКонтакте» — 3,8 млн пользователей. Доля активных пользователей этой сети в Москве составляет 9,7% от общего количества активных пользователей в России. Для Facebook соответствующий показатель для всех типов населенных пунктов равняется 9,6 млн для Москвы 2,1 млн что составляет 21,9%⁴.

В этом случае сравнимость результатов между регионами будет вызывать сомнение: возрастает риск искажения результатов, так как мы используем только данные «ВКонтакте». В таблице 2 Приложения представлены сравнительные данные о популярности разных социальных сетей в разных регионах РФ. Помимо

³ Социальные сети в России: Цифры и тренды, осень 2018 // Brand Analytics. 2018. Декабрь. URL: <https://br-analytics.ru/blog/wp-content/uploads/2018/12/Sotsseti-Rossiya-osen-2018.pdf> (дата обращения: 10.02.2020).

⁴ WEB-Index // Mediascope. URL: <https://webindex.mediascope.net/research> (дата обращения: 10.02.2020).

этого, как будет показано ниже, в каждом регионе мы выбрали три крупнейших населенных пункта, и в каждом из них — по десять крупнейших городских сообществ. Для Москвы и Санкт-Петербурга выбор только десяти городских сообществ, как нам представляется, не позволит получить достаточно репрезентативный объем данных. В этом случае нам необходимо было бы увеличить количество сообществ в Москве и Санкт-Петербурге, что негативно повлияло бы на сопоставимость результатов. Еще одна причина исключения из выборки крупнейших российские мегаполисы — большой объем трафика, который создают их жители. В связи с техническими ограничениями обработка большого объема данных может занять значительный период времени.

Итак, в каждом из 43 регионов мы определили три самых крупных города и отбирали по десять сообществ в социальной сети «ВКонтакте», которые объединяют жителей этих городов, — так называемые городские сообщества. При этом мы проводили фильтрацию сообществ по ряду критериев:

1. содержат в себе информационные посты о социальной, экономической и политической сфере;
2. публикуются сообщения подписчиков, содержащие информацию о социальной, экономической и политической сфере;
3. часть публикуемых в сообществе постов содержат в себе эмоциональную оценку (позитивную или негативную) событий и новостей.

В сообществах также могут публиковаться посты нейтральной тональности (не содержащие в явном виде эмоциональную оценку). Для построения индекса мы использовали только посты с эмоциональной окраской.

Также в процессе отбора исключались следующие сообщества:

1. интернет-магазины и прочие коммерческие группы;
2. группы, содержащие в себе информацию о спортивных и культурных событиях, персонах;
3. сообщества публичных заведений (ресторанов, клубов, кинотеатров и т. д.);
4. группы доставки еды;
5. сообщества о здоровье, питании, диетах, фитнесе и т. д.;
6. группы по обмену вещами и передачи их даром;
7. сообщества с историями, рассказами и вопросами людей;
8. группы с публикациями предложений знакомства;
9. сообщества, в которых размещаются предложения работы.

Также в некоторых регионах (Бурятия, Дагестан, Ингушетия, Татарстан) мы включали в выборку по десять общерегиональных групп, не привязанных к конкретному городу. Это вызвано тем, что в этих регионах значительная часть населения проживает не только в трех крупнейших населенных пунктах, поэтому для повышения репрезентативности мы включили также группы, охватывающие весь регион. В Адыгее исследовались только два города, так как в других городах не удалось идентифицировать городские сообщества. Поиск сообществ осуществлялся вручную, отбирались наиболее многочисленные сообщества из числа соответствующих приведенным выше критериям. Таким образом был сформирован кластер из 1350 сообществ. Перечень регионов и населенных пунктов представлен в таблице 1 Приложения.

Классификация сообщений и постов в сообществах

На следующем этапе исследования с помощью платформы по сбору и анализу данных социальных медиа Университетского консорциума исследователей больших данных (www.opendata.university), разработанной командой Лаборатории наук о больших данных и проблемах общества Томского государственного университета, мы выгрузили материалы, содержащиеся в этих сообществах, за период с 1 января по 31 декабря 2018 г. Затем необходимо было очистить выгруженный массив сообщений от «мусора». Это посты рекламного характера, а также затрагивающие темы, выходящие за рамки данного исследования (содержащие информацию о вакансиях; спортивных и культурно-массовых мероприятиях; обмене и бесплатной передаче товаров; конкурсах и акциях; рецептах, доставках и питании; астрологических прогнозах; продаже вещей; предложениях знакомства романтического и эротического характера; обсуждения личной жизни участников сообщества и т. п.). Очистка от «мусорных» постов проводилась в два этапа: (1) ручная очистка около 60 тысяч сообщений; (2) автоматическая очистка, алгоритм которой был обучен на основе очищенных вручную сообщений. Мы оставили только сообщения длиной более 20 слов, а также удалили все повторы. Общее количество постов, оставшихся после очистки, составило примерно 1 700 000. В процессе очистки проводилась разметка постов вручную по тематикам (согласно табл. 1) и по тональности (положительная, негативная и нейтральная тональности).

В целом набор данных представляет собой текстовые посты со страниц региональных сообществ во «ВКонтакте», полученные при помощи публичного API социальной сети. Каждый пост необходимо было отнести к одной из 19 категорий или к «мусору». Для извлечения неизвестных закономерностей применялись методы машинного обучения. Для создания автоматического алгоритма классификации текстов использованы следующие стандартные библиотеки машинного обучения: Scikit Learn⁵, Pandas⁶, Numpy⁷ и набор инструментов для анализа естественного языка NLTK (Natural Language Toolkit)⁸. Алгоритм реализован на языке программирования Python 3.

На этапе препроцессинга данных в каждом тексте из коллекции были убраны символы, не принадлежащие к английскому и русскому алфавиту. Все слова были приведены к основе слова с помощью стемминга⁹. Были убраны редко встречающиеся слова — вероятнее всего, это опечатки. Для применения разнообразных методов классификации необходимо представить тексты упоминаний в векторном виде. Для преобразования текстов в вектор важности слов применен подход TF-IDF (TF — term frequency, IDF — inverse document frequency), в котором используются веса слов, пропорциональные частоте употребления этих слов в документе

⁵ Scikit Learn (<https://scikit-learn.org/stable/>) — бесплатная библиотека для машинного обучения, включает в себя различные алгоритмы классификации, регрессии и кластеризации.

⁶ Pandas (<https://pandas.pydata.org/>) — программная библиотека для обработки и анализа данных, имеет специализированные структуры данных и операции для работы с таблицами и временными рядами.

⁷ NumPy (<https://www.numpy.org/>) — библиотека с открытым исходным кодом для выполнения математических операций над многомерными массивами.

⁸ NLTK, Natural Language Processing Toolkit (<https://www.nltk.org/>) — набор программ и библиотек для статистической обработки естественного языка.

⁹ Стемминг (англ. Stemming) — процесс нахождения основы слова через отсечение окончаний и суффиксов, чтобы оставшаяся часть, называемая stem, была одинаковой для всех грамматических форм слова.

и обратно пропорциональных частоте употребления слов во всех документах коллекции. Мера TF-IDF часто используется для представления документов коллекции в виде числовых векторов, отражающих важность использования каждого слова из некоторого набора слов (количество слов набора определяет размерность вектора) в каждом документе. Также при построении вектора учитывались не только отдельно взятые слова, но и биграммы, то есть пары последовательных слов.

Был проведен ряд экспериментов с целью определить наиболее эффективные данные для обучения, в ходе которых было проверено влияние дополнительной информации о посте на точность алгоритма, в том числе: количество ссылок, комментариев, лайков, репостов, просмотров, слов в посте. Все перечисленные величины были предварительно нормализованы относительно их средней величины внутри сообщества, которому принадлежит данный текст. В результате экспериментов определен наилучший набор данных для поставленной задачи: вектора важности слов из текстов постов, количество слов, комментариев, лайков, репостов и просмотров в посте.

На основе полученных данных строились модели машинного обучения. В результате численных экспериментов проверены модели градиентного бустинга¹⁰ и случайного леса¹¹, с различными вариациями параметров алгоритма (веса признаков, скорость обучения, функция потерь и т. д.). В основе представленных алгоритмов лежит модель дерева принятия решения (решающее дерево) (пример графической визуализации решающего дерева представлен на рис. 1 Приложения).

Модели градиентного бустинга и случайного леса создают последовательные и случайные наборы решающих деревьев соответственно. По результатам численных исследований был выбран алгоритм градиентного бустинга из библиотеки LightGBM¹², показавший наилучший результат для соответствующей задачи. Размеченный вручную набор данных был разбит на две части, на обучающую и тестовую выборки. Процесс обучения алгоритма проводился на обучающей выборке, а определение точности — на тестовой. Точность алгоритма представляет собой долю правильно предсказанных категорий или тональностей сообщений тестовой выборки. Точность классификатора категорий составила 68 %. Точность классификатора тональности — 79 %.

Индекс субъективного (не)благополучия регионов России

Мы построили Индекс субъективного (не)благополучия (ИСНБ) для каждого из регионов. Методика применения агрегированных показателей, таких как индекс, широко применяется в исследованиях благополучия и качества жизни. В данной статье мы использовали показатели онлайн-активности для калькуляции ИСНБ¹³. ИСНБ рассчитывался по формуле:

¹⁰ Градиентный бустинг (англ. Gradient boosting) — метод машинного обучения для задач регрессии и классификации, который создает алгоритм прогнозирования в форме последовательного набора слабых предсказывающих моделей.

¹¹ Случайный лес (англ. Random forest) — метод машинного обучения, создающий алгоритм прогнозирования в виде случайного набора решающих деревьев.

¹² LightGBM (<https://github.com/Microsoft/LightGBM>) — бесплатная реализация метода градиентного бустинга.

¹³ В своих предыдущих работах мы успешно апробировали методику расчета индекса онлайн-активности для изучения политических процессов [Щекотин и др., 2017; Myagkov et al., 2018; Myagkov et al., 2019].

$$I_{kit} = A_{kit} / B_k^t \quad (1)$$

где I_{kit} — это величина Индекса субъективного благополучия для региона (k) по данному показателю субъективного благополучия (j) для определенной тональности сообщения t .

A_{kit} — показатель онлайн-активности в данном регионе по определенному показателю субъективного благополучия, рассчитывается по формуле:

$$A_{kit} = L + 2 \times C + 5 \times R, \quad (2)$$

где L — сумма лайков, которую собрали сообщения, относящиеся к определенному показателю субъективного благополучия, в данном регионе в определенной тональности.

C — количество комментариев, которые собрали посты, относящиеся к определенному показателю субъективного благополучия, в данном регионе. Мы приравнивали каждый комментарий к двум лайкам, так как, по нашему мнению, это активное действие пользователя свидетельствует об особой актуальности тематики сообщений для комментатора. В этом случае лайк — это пассивная форма выражения поддержки данного сообщения.

R — количество репостов сообщений, относящихся к определенному показателю субъективного благополучия в данном регионе. Мы приравнивали репост к пяти лайкам, так как, по нашему мнению, репост свидетельствует о полной и активной поддержке пользователем данного поста. Такое действие означает, что пользователь не просто выражает свое согласие с данным постом, но и публично демонстрирует солидарность с ним. В сравнении с различными формами онлайн-активности, репост свидетельствует о наибольшей актуальности темы поста для пользователя.

B_k — общее количество подписчиков во всех выбранных сообществах региона. Этот показатель позволяет оценить относительную величину онлайн-активности для данного региона.

k — количество регионов (от 1 до 43).

j — категория (тематика) сообщения, то есть компонент благополучия, который мы включили в модель субъективного благополучия (от 1 до 19).

t — тональность сообщения (0, 1 или 2).

Таким образом, I_{kit} показывает интенсивность обсуждения той или иной тематики в отобранных нами сообществах в данном регионе. Он позволяет зафиксировать актуальность и остроту для жителей региона данной темы. I_{kit} рассчитывался по каждой тональности, то есть у нас для каждого региона ИСНБ имеет три значения: по положительной, негативной и нейтральной тональностям. Тональность определяется как эмоциональная оценка сообщения — соответственно, позитивная тональность означает, что в сообщении присутствует положительная оценка или выражение одобрения в отношении той новости или ситуации, о которой идет речь в сообщении, негативная тональность содержит неприятие, возмущение относительно содержания сообщения, нейтральная тональность означает, что сообщение носит информационный, безоценочный характер (примеры определения тональности представлены в табл. 6 Приложения).

Мы вычислили значение индекса по каждой тематике и каждой тональности ежемесячно, затем рассчитали среднемесячное значение по каждой тематике

и по каждой тональности. Далее путем простого вычитания среднемесячных значений индекса для положительной и отрицательной тональности определили среднюю величину индекса субъективного (не)благополучия $ИСНБ_{кј}$ для конкретного региона по данной тематике/показателю благополучия. Сообщения нейтральной тональности мы не включали в оценку субъективного (не)благополучия. Итоговое значение индекса субъективного (не)благополучия $ИСНБ_{ит}$ рассчитывалось как сумма индекса по всем тематикам/показателям благополучия для каждого региона.

Результаты

Основные результаты представлены в таблицах 2 и 3. Развернутые данные по каждому показателю благополучия представлены в Приложении (табл. 3, 4, 5). В таблице 2 представлен общий для всех регионов индекс по отдельным тематикам субъективного (не)благополучия для позитивной и негативной тональностей. Наиболее активно обсуждаются в выбранных нами регионах в позитивной тональности темы, связанные с развитием региональной инфраструктуры, наименьшая позитивная активность связана с оценкой общего эмоционального состояния и свободы СМИ. Если говорить о негативных оценках, то наибольшая онлайн-активность наблюдается в связи с темой безопасности, то есть это оценка деятельности правоохранительных органов и прочих государственных структур, связанных с обеспечением безопасности в регионе. Самые низкие негативные показатели онлайн-активности характерны опять же для общего эмоционального состояния и свободы СМИ.

Данный результат показывает, с одной стороны, актуальность для жителей выбранных регионов таких тем, как инфраструктура и безопасность, хотя и в разных тональностях. С другой стороны, на темы эмоционального состояния и свободы СМИ люди практически не высказываются, что может объясняться как психологической закрытостью, неготовностью публично высказывать свое мнение на этот счет, так и низкой актуальностью данного индикатора для жителей регионов. Возможно, более точные данные на этот счет можно будет получить при использовании опросных методов исследования.

Таблица 2. **Обобщенный ИСНБ по отдельным показателям за 2018 год**
(фактическое значение индекса умножено на 100 — для удобства восприятия)

	ИСНБ позитивной тональности $I_{поз}$	ИСНБ негативной тональности $I_{нег}$	Итоговый ИСНБ $I_{ит} = I_{поз} - I_{нег}$
Безопасность (обстановка в городе)	0,0911	-4,433	-4,342
Отношения между людьми	0,3488	-0,588	-0,239
Инфраструктура	0,0064	-0,278	-0,272
ЖКХ	0,0132	-0,1758	-0,163
Экология	0,036	-0,166	-0,13
Медицина	0,0455	-0,115	-0,069
Работа	0,0407	-0,089	-0,048

	ИСНБ позитивной тональности $I_{\text{поз}}$	ИСНБ негативной тональности $I_{\text{нег}}$	Итоговый ИСНБ $I_{\text{ит}} = I_{\text{поз}} - I_{\text{нег}}$
Товары	0,0075	-0,066	-0,059
Политические решения	0,0342	-0,0545	-0,0203
Протестный потенциал	0,0289	-0,05	-0,021
Внутренняя политика	0,0014	-0,05	-0,048
Образование	0,0065	-0,048	-0,041
Свобода выборов	0,0308	-0,037	-0,0062
Рыночные отношения	0,0014	-0,011	-0,0097
Налоги	0,0026	-0,01	-0,0077
Отношение к власти	0,001	-0,0081	-0,0071
Социальная поддержка от государства	0,0011	-0,0075	-0,0064
Общее эмоциональное состояние	0,0004	-0,0009	-0,0005
Свобода СМИ	0	-0,0003	-0,0003

Если обратиться к данным по отдельным регионам (см. табл. 3), то можно отметить, что во всех регионах преобладают негативные оценки. При этом наибольшая величина ИСНБ наблюдается в национальных республиках Северного Кавказа и Сибири, что позволяет нам предположить, что уровень недовольства условиями жизни здесь самый низкий. Наибольший уровень недовольства зафиксирован в Алтайском крае и еще ряде относительно крупных областей Сибири и Поволжья.

Таблица 3. **Итоговый ИСНБ по регионам за 2018 год (сумма всех показателей субъективного благополучия для данного региона, умноженное на 100 — для удобства восприятия)**

№	Регион	Итоговый ИСНБ $I_{\text{итк}} = \sum_{j=1}^{19} I_{\text{ит}j}$
1	Ингушетия	-0,1017
2	Кабардино-Балкария	-0,2119
3	Карачаево-Черкесия	-0,3742
4	Северная Осетия — Алания	-0,4532
5	Республика Алтай	-0,4632
6	Тыва	-0,8528
7	Саха (Якутия)	-0,9237
8	Приморский край	-1,0104
9	Чувашия	-1,6956
10	Волгоградская область	-2,0526

№	Регион	Итоговый ИСНБ
		$I_{итк} = \sum_{j=1}^{19} I_{итj}$
11	Крым	-2,1198
12	Ивановская область	-2,4498
13	Забайкальский край	-3,0457
14	Дагестан	-3,1794
15	Башкортостан	-3,3843
16	Коми	-3,6214
17	Марий Эл	-4,1204
18	Краснодарский край	-4,4283
19	Бурятия	-4,4519
20	Адыгея	-4,6369
21	Астраханская область	-4,6842
22	Липецкая область	-4,8888
23	Калмыкия	-5,4336
24	Красноярский край	-5,8089
25	Татарстан	-5,8485
26	Иркутская область	-5,8897
27	Карелия	-6,0887
28	Нижегородская область	-6,2589
29	Владимирская область	-6,6358
30	Хакасия	-6,6398
31	Омская область	-7,5317
32	Челябинская область	-7,5614
33	Тюменская область	-7,5884
34	Калининградская область	-7,6509
35	Архангельская область	-7,7218
36	Мурманская область	-8,6307
37	Пермский край	-9,1384
38	Удмуртия	-9,3628
39	Новосибирская область	-10,5848
40	Томская область	-11,7155
41	Самарская область	-13,511
42	Саратовская область	-15,1073
43	Алтайский край	-18,2462

Ограничения метода

Предложенный метод изучения субъективного (не)благополучия имеет существенный недостаток — не контролируется репрезентативность выборки. Этот метод хорошо подходит для исследования «цифрового» населения региона, то есть той части населения региона, которая активно пользуется социальными медиа, но группы населения, которые по каким-то причинам не пользуются социальными сетями, не охвачены данным исследованием (например, люди пожилого возраста, жители отдаленных районов с плохим качеством интернета и т. д.). Второе ограничение связано с техническими аспектами данного метода — не исключено использование бот-сетей в социальных сетях для манипулирования общественным мнением. Эту проблему нам не удалось нивелировать. Также к числу ограничений можно отнести психологические особенности поведения пользователей социальных сетей. Как было отмечено, пользователи склонны активнее реагировать на негативные события и явления.

Заключение

В данной статье представлен новый методологический подход для субъективной оценки (не)благополучия. В основе предлагаемого подхода лежит идея использования «цифровых следов», которые оставляют жители регионов в интернете. В качестве таковых в нашем исследовании выступили данные об онлайн-активности пользователей социальной сети «ВКонтакте», то есть информация о действиях, которые совершает пользователь в отношении того или иного сообщения. Подход, основанный на анализе цифрового следа пользователя, открывает широкие перспективы в той области исследований, которая в последнее время получила название «science of wellbeing» [Alexandrova, 2017] и которая включает в себя разнообразные направления исследования благополучия, качества жизни, счастья и подобных концепций. Цифровой след как источник данных может применяться для оперативного мониторинга благополучия населения в регионе и для принятия управленческих решений.

Предложенный в статье метод в целом следует тому эпистемическому тренду, который задан стремительным развитием науки о данных (data science) в последнее десятилетие [Журавлева, 2012]. Безусловно, этот подход не свободен от некоторых, порой весьма существенных, недостатков, которые частично рассмотрены выше. Хотелось бы отметить еще одну сложность предложенного метода оценки субъективного благополучия и одновременно наметить дальнейшие направления развития метода. Эта сложность связана с необходимостью учитывать практики использования интернета и социальных сетей в регионах с различными культурно-историческими традициями и социально-экономическими условиями. Преодоление отмеченных сложностей требует более глубокого изучения специфики восприятия населением условий своей жизни и практик использования интернета в различных регионах.

Дальнейшее развитие метода оценки благополучия на основе данных социальных медиа требует согласования полученных результатов с данными опросных методик, а также сопоставления с объективными статистическими показателями для выявления объективных факторов, влияющих на онлайн-оценку благополучия. Привлечение различных источников данных позволит получить многомерную и объемную картину оценки благополучия в регионе.

Список литературы (References)

- Алмакаева А. М. Субъективное качество жизни: основные проблемы исследования // Вестник Самарского государственного университета. Гуманитарная серия. 2006. № 5/1 (45). С. 41—47.
- Almakaeva A. M. (2006) Subjective Quality of Life: The Main Problems of the Study. *Vestnik of Samara State University*. No. 5/1 (45). P. 41—47. (In Russ.)
- Гаврилова Т. В. Принципы и методы исследования качества жизни // Технологии качества жизни. 2004. Т. 4. № 2. С. 1—11.
- Gavrilova T. V. (2004) Principles and Methods for Studying Quality of Life. *Technologies of Quality of Life*. Vol. 4. No. 2. P. 1—11. (In Russ.)
- Журавлева Е. Ю. Эпистемический статус цифровых данных в современных научных исследованиях // Вопросы философии. 2012. № 2. С. 113—123.
- Zhuravleva E. Yu. (2012) Epistemic Status of Digital Data in Modern Scientific Research. *Problems of Philosophy*. No. 2. P. 113—123. (In Russ.)
- Нугаев Р. М., Нугаев М. А. Качество жизни в трудах социологов США // Социологические исследования. 2003. № 6. С. 100—105.
- Nugaev P. M., Nugaev M. A. (2003) Quality of Life in the Works of Sociologists of the USA. *Sociological Studies*. No. 6. P. 100—105. (In Russ.)
- Подузов А. А., Языкова В. С. Понятия субъективного качества жизни и психологического благополучия человека: очерк современных представлений // Проблемы прогнозирования. 2017. № 3 (162). С. 90—105.
- Poduzov A. A., Yazykova V. S. (2017) The Concept of Subjective Quality of Life and Psychological Well-being: Essay on Contemporary Ideas. *Problems of Forecast*. No. 3 (162). P. 90—105. (In Russ.)
- Рябов В. Б. Субъективное качество жизни и дауншифтинг // Вестник Московского Университета. Серия 14. Психология. 2016. № 3. С. 95—106. <http://doi.org/10.11621/vsp.2016.03.95>.
- Ryabov V. B. (2016) Subjective Quality of Life and Downshifting. *Moscow University Psychology Bulletin*. No. 3. P. 95—106. <http://doi.org/10.11621/vsp.2016.03.95>. (In Russ.)
- Щекотин Е. В., Гойко В. Л., Барышев А. А., Кашпур В. В. Влияние парламентских выборов в России на мобилизацию сторонников непарламентской оппозиции // Вестник науки Сибири. 2017. № 3 (26). С. 90—107.
- Shchekotin E. V., Goiko V. L., Baryshev A. A., Kashpur V. V. (2017) The Influence of Parliamentary Elections in Russia on the Mobilization of Supporters of the Non-Parliamentary Opposition. *Siberian Herald of Science*. № 3 (26). P. 90—107. (In Russ.)
- Alexandrova A. (2017) *A Philosophy for the Science of Well-Being*. Oxford: Oxford University Press.
- Alkire S. (2002) Dimensions of Human Development. *World Development*. Vol. 30. No. 2. P. 181—205. [https://doi.org/10.1016/s0305-750x\(01\)00109-7](https://doi.org/10.1016/s0305-750x(01)00109-7).

- Andrews F. M., Withey S. B. (1976) *Social Indicators of Well-Being. Americans' Perceptions of Life Quality*. New York: Plenum Press. <https://doi.org/10.1007/978-1-4684-2253-5>.
- Angner E. (2011) The Evolution of Eupathics: The Historical Roots of Subjective Measures of Wellbeing. *International Journal of Wellbeing*. Vol. 1. No. 1. P. 4—41. <https://doi.org/10.5502/ijw.v1i1.14>.
- Appel H., Gerlach A. L., Crusius J. (2016) The Interplay between Facebook Use, Social Comparison, Envy, and Depression. *Current Opinion in Psychology*. Vol. 9. P. 44—49. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2015.10.006>.
- Burke M., Marlow C., Lento T. (2010) Social Network Activity and Social Well-Being. In: *CHI '10: Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. New York: Association for Computing Machinery. P. 1909—1912. <https://doi.org/10.1145/1753326.1753613>.
- Camfield L., Skevington S. M. (2008) On Subjective Well-Being and Quality of Life. *Journal of Health Psychology*. Vol. 13. No. 6. P. 764—775. <https://doi.org/10.1177/1359105308093860>.
- Campbell A., Converse P. E., Rodgers W. L. (1976) *The Quality of American Life: Perceptions, Evaluations, and Satisfactions*. New York: Russell Sage Foundation.
- Chen L., Gong T., Kosinski M., Stillwell D., Davidson R. L. (2017) Building a Profile of Subjective Well-Being for Social Media Users. *PLoS ONE*. Vol. 12. No. 11. P. e0187278. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0187278>.
- Clark J. L., Algoe S. B., Green M. C. (2018) Social Network Sites and Well-Being: The Role of Social Connection. *Current Directions in Psychological Science*. Vol. 27. No. 1. P. 32—37. <https://doi.org/10.1177/0963721417730833>.
- Dhall A., Goecke R., Gedeon T. (2015) Automatic Group Happiness Intensity Analysis. *IEEE Transactions on Affective Computing*. Vol. 6. No. 1. P. 13—26. <https://doi.org/10.1109/taffc.2015.2397456>.
- Diener E., Lucas R. E., Oishi S. (2002) Subjective Well-Being: The Science of Happiness and Life Satisfaction. In: Snyder C. R., Lopez S. J. (eds.) *Handbook of Positive Psychology*. New York: Oxford University Press. P. 63—73.
- Diener E., Suh E., Lucas R., Smith H. (1999) Subjective Well-Being: Three Decades of Progress. *Psychological Bulletin*. Vol. 125. No. 2. P. 276—302. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.125.2.276>.
- Fletcher G. (2016a) *The Philosophy of Well-Being. An Introduction*. London: Routledge.
- Fletcher G. (ed.) (2016b) *The Routledge Handbook of Philosophy of Well-Being*. London: Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315682266>.
- Hao B., Li L., Gao R., Li A., Zhu T. (2014) Sensing Subjective Well-Being from Social Media. In: Ślęzak D., Schaefer G., Vuong S. T., Kim Y.-S. (eds.) *Active Media Technology. Proceedings of 10th International Conference*. Cham: Springer. P. 324—336. https://doi.org/10.1007/978-3-319-09912-5_27.

Henderson L. W., Knight T. (2012) Integrating the Hedonic and Eudaimonic Perspectives to More Comprehensively Understand Wellbeing and Pathways to Wellbeing. *International Journal of Wellbeing*. Vol. 2. No. 3. P. 196—221. <https://doi.org/10.5502/ijw.v2i3.3>.

Lam C. L. K. (2010) Subjective Quality of Life Measures — General Principles and Concepts. In: Preedy V. R., Watson R. R. (eds.) *Handbook of Disease Burdens and Quality of Life Measures*. New York: Springer. P. 381—399.

Larson R. (1978) Thirty Years of Research on the Subjective Well-Being of Older Americans. *Journal of Gerontology*. Vol. 33. No. 1. P. 109—125. <https://doi.org/10.1093/geronj/33.1.109>.

Layard R. (2005) *Happiness: Lessons from a New Science*. London: Penguin Books.

Lee K.-T., Noh M.-J., Koo D.-M. (2013) Lonely People are No Longer Lonely on Social Networking Sites: The Mediating Role of Self-Disclosure and Social Support. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*. Vol. 16. No. 6. P. 413—418. <https://doi.org/10.1089/cyber.2012.0553>.

Liebrecht C., Hustinx L., van Mulken M. (2019) The Relative Power of Negativity: The Influence of Language Intensity on Perceived Strength. *Journal of Language and Social Psychology*. Vol. 38. No. 2. P. 170—193. <https://doi.org/10.1177/0261927X18808562>.

McCloskey W., Iwanicki S., Lauterbach D., Giammittorio D. M., Maxwell K. (2015) Are Facebook “Friends” Helpful? Development of a Facebook-Based Measure of Social Support and Examination of Relationships among Depression, Quality of Life, and Social Support. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*. Vol. 18. No. 9. P. 499—505. <https://doi.org/10.1089/cyber.2014.0538>.

Mitchell L., Frank M. R., Harris K. D., Dodds P. S., Danforth C. M. (2013) The Geography of Happiness: Connecting Twitter Sentiment and Expression, Demographics, and Objective Characteristics of Place. *PLoS ONE*. Vol. 8. No. 5. P. e64417. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0064417>.

Myagkov M., Shchekotin E. V., Kashpur V. V., Goiko V. L., Baryshev A. A. (2018) Activity of Non-Parliamentary Opposition Communities in Social Networks in the Context of the Russian 2016 Parliamentary Election. *East European Politics*. Vol. 34. No. 4. P. 483—502. <https://doi.org/10.1080/21599165.2018.1532411>.

Myagkov M., Shchekotin E., Goiko V., Kashpur V., Aksenova E. (2019) The Socio-Economic and Demographic Factors of Online Activity among Right-Wing Radicals. *Studies of Transition States and Societies*. Vol. 11. No. 1. P. 19—38.

Proctor C. (2014) Subjective Well-Being (SWB). In: Michalos A. C. (ed.) *Encyclopedia of Quality of Life and Well-Being Research*. Dordrecht: Springer. P. 6437—6441. https://doi.org/10.1007/978-94-007-0753-5_2905.

Raibley J. R. (2012) Happiness is not Well-Being. *Journal of Happiness Studies*. Vol. 13. No. 6. P. 1105—1129. <https://doi.org/10.1007/s10902-011-9309-z>.

- Ryff C. D. (1989) Happiness is Everything, or Is It? Explorations on the Meaning of Psychological Well-Being. *Journal of Personality and Social Psychology*. Vol. 57. No. 6. P. 1069—1081. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.57.6.1069>.
- Sabatini F., Sarracino F. (2017) Online Networks and Subjective Well-Being. *Kyklos*. Vol. 70. No. 3. P. 456—480. <http://dx.doi.org/10.1111/kykl.12145>.
- Sánchez C. R., Craglia M., Bregt A. K. (2017) New Data Sources for Social Indicators: The Case Study of Contacting Politicians by Twitter. *International Journal of Digital Earth*. Vol. 10. No. 8. P. 829—845. <https://doi.org/10.1080/17538947.2016.1259361>.
- Schalock R. L. (2000) Three Decades of Quality of Life. *Focus on Autism and Other Developmental Disabilities*. Vol. 15. No. 2. P. 116—127. <https://doi.org/10.1177/108835760001500207>.
- Schwartz H. A., Eichstaedt J. C., Kern M. L., Dziurzynski L., Agrawal M., Park G. J., Lakshmikanth S. K., Jha S., Seligman M. E.P., Ungar, L., Lucas R. E. (2013) Characterizing Geographic Variation in Well-Being Using Tweets. In: Kiciman E., Ellison N. B., Hogan B., Resnick P., Soboroff I. (eds.) *Proceedings of the Seventh International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*. Cambridge, MA: AAAI Press. P. 583—591.
- Schwartz H. A., Sap M., Kern M. L., Eichstaedt J. C., Kapelner A., Agrawal M., Blanco E., Dziurzynski L., Park G., Stillwell D., Kosinski M., Seligman M. E., Ungar L. H. (2016) Predicting Individual Well-Being Through the Language of Social Media. In: Altman R. B., Dunker A. K., Hunter L., Ritchie M. D., Murray T. A., Klein T. E. (eds.) *Pacific Symposium on Biocomputing*. P. 516—527. https://doi.org/10.1142/9789814749411_0047.
- Seligman M. E.P. (2011) *Flourish. A Visionary New Understanding of Happiness and Well-Being*. New York: Simon & Schuster.
- Song H., Zmyslinski-Seelig A., Kim J., Drent A., Victor A., Omori K., Allen M. (2014) Does Facebook Make You Lonely? A Meta Analysis. *Computers in Human Behavior*. Vol. 36. P. 446—452. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2014.04.011>.
- Sórrés A., Petó K. (2015) Measuring of Subjective Quality of Life. *Procedia Economics and Finance*. Vol. 32. P. 809—816. [https://doi.org/10.1016/s2212-5671\(15\)01466-5](https://doi.org/10.1016/s2212-5671(15)01466-5).
- Stafford T. (2014) Psychology: Why Bad News Dominates the Headlines. *BBC*. July 29. URL: <https://www.bbc.com/future/article/20140728-why-is-all-the-news-bad> (accessed: 10.02.2020).
- Taylor T. E. (2015) The Markers of Wellbeing: A Basis for a Theory-Neutral Approach. *International Journal of Wellbeing*. Vol. 5. No. 2. P. 75—90. <https://doi.org/10.5502/ijw.v5i2.5>.
- Eid M., Larsen R. J. (eds.) (2008) *The Science of Subjective Well-Being*. New York: The Guilford Press.
- Trussler M., Soroka S. (2014) Consumer Demand for Cynical and Negative News Frames. *The International Journal of Press/Politics*. Vol. 19. No. 3. P. 360—379. <https://doi.org/10.1177/1940161214524832>.

- McGillivray M., Clarke M. (eds.) (2006) *Understanding Human Well-Being*. Tokyo: United Nations University Press.
- Valenzuela S., Halpern D., Katz J. E. (2014) Social Network Sites, Marriage Well-Being and Divorce: Survey and State-Level Evidence from the United States. *Computers in Human Behavior*. Vol. 36. P. 94—101. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2014.03.034>.
- van Dijk J. (2006) *The Network Society. Social Aspects of New Media*. London: Sage Publications.
- Veenhoven R. (1996) Happy Life-Expectancy. A Comprehensive Measure of Quality-of-Life in Nations. *Social Indicators Research*. Vol. 39. No. 1. P. 1—58. <https://doi.org/10.1007/bf00300831>.
- Veenhoven R. (2001) Quality-of-Life and Happiness: Not Quite the Same. In: DeGirolamo G. (ed.) *Health and Quality of Life*. Torino: WHO and Centro Scientifico Editore. P. 67—95.
- Verduyn P., Ybarra O., Résibois M., Jonides J., Kross E. (2017) Do Social Network Sites Enhance or Undermine Subjective Well-Being? A Critical Review. *Social Issues and Policy Review*. Vol. 11. No. 1. P. 274—302. <http://dx.doi.org/10.1111/sipr.12033>.
- Wang N., Kosinski M., Stillwell D. J., Rust J. (2014) Can Well-Being be Measured Using Facebook Status Updates? Validation of Facebook's Gross National Happiness Index. *Social Indicators Research*. Vol. 115. No. 1. P. 483—491. <https://doi.org/10.1007/s11205-012-9996-9>.
- Wilson W. R. (1967) Correlates of Avowed Happiness. *Psychological Bulletin*. Vol. 67. No. 4. P. 294—306. <http://dx.doi.org/10.1037/h0024431>.
- Wu K., Ma J., Chen Z., Ren P. (2015) Analysis of Subjective City Happiness Index Based on Large Scale Microblog Data. In: Cheng R., Cui B., Zhang Z., Xu R. C.J. (eds.) *Proceedings of Web Technologies and Applications 17th Asia-Pacific Web Conference*. Cham: Springer. P. 365—376. https://doi.org/10.1007/978-3-319-25255-1_30.
- Yang C., Srinivasan P. (2016) Life Satisfaction and the Pursuit of Happiness on Twitter. *PLoS ONE*. Vol. 11. No. 3. P. e0150881. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0150881>.
- Zubarevich N. (2013) Four Russias: Human Potential and Social Differentiation of Russian Regions and Cities. In: Lipman M., Petrov N. (eds.) *Russia 2025: Scenarios for the Russian Future*. London: Palgrave Macmillan. P. 67—85. https://doi.org/10.1057/9781137336910_4.

Приложение

Таблица 1. *Перечень регионов и населенных пунктов*

№	Регион	Города
1	Адыгея	Адыгейск
		Майкоп
2	Алтайский край	Барнаул
		Бийск
		Рубцовск
3	Архангельская область	Архангельск
		Котлас
		Северодвинск
4	Астраханская область	Астрахань
		Ахтубинск
		Знаменск
5	Башкортостан	Нефтекамск
		Стерлитамак
		Уфа
6	Бурятия	Гусиноозёрск
		Общерегionalные сообщества
		Северобайкальский
		Улан-Удэ
7	Владимирская область	Владимир
		Ковров
		Муром
8	Волгоградская область	Волгоград
		Волжский
		Камышин
9	Дагестан	Дербент
		Махачкала
		Общерегionalные сообщества
		Хасавюрт
10	Забайкальский край	Краснокаменск
		Петровск-Забайкальский
		Чита

№	Регион	Города
11	Ивановская область	Иваново
		Кинешма
		Шуя
12	Ингушетия	Карабулак
		Назрань
		Общерегionalные сообщества
		Сунжа
13	Иркутская область	Ангарск
		Братск
		Иркутск
14	Кабардино-Балкария	Баксан
		Нальчик
		Прохладный
15	Калининградская область	Балтийск
		Калининград
		Советск
16	Калмыкия	Городовиковск
		Лагань
		Элиста
17	Карачаево-Черкесия	Карачаевск
		Усть-Джегута
		Черкесск
18	Карелия	Кондопога
		Костомукша
		Петрозаводск
19	Коми	Печора
		Сыктывкар
		Ухта
20	Краснодарский край	Краснодар
		Новороссийск
		Сочи
21	Красноярский край	Ачинск
		Красноярск
		Норильск

№	Регион	Города
22	Крым	Керчь
		Крым
		Симферополь
23	Липецкая область	Грязи
		Елец
		Липецк
24	Марий Эл	Волжск
		Йошкар-Ола
		Козьмодемьянск
25	Мурманская область	Апатиты
		Мурманск
		Североморск
26	Нижегородская область	Арзамас
		Дзержинск
		Нижний Новгород
27	Новосибирская область	Бердск
		Искитим
		Новосибирск
28	Омская область	Исилькуль
		Омск
		Тара
29	Пермский край	Березники
		Пермь
		Соликамск
30	Приморский край	Владивосток
		Находка
		Уссурийск
31	Республика Алтай	Горно-Алтайск
		Кош-Агач
		Майма
32	Самарская область	Самара
		Сызрань
		Тольятти

№	Регион	Города
33	Саратовская область	Балаково
		Саратов
		Энгельс
34	Саха (Якутия)	Мирный
		Нерюнгри
		Якутск
35	Северная Осетия — Алания	Беслан
		Владикавказ
		Моздок
36	Татарстан	Казань
		Набережные Челны
		Нижнекамск
		Общерегинальные сообщества
37	Томская область	Северск
		Стрежевой
		Томск
38	Тыва	Ак-Довурак
		Кызыл
		Шагонар
39	Тюменская область	Ишим
		Тобольск
		Тюмень
40	Удмуртия	Воткинск
		Глазов
		Ижевск
41	Хакасия	Абакан
		Саяногорск
		Черногорск
42	Челябинская область	Златоуст
		Магнитогорск
		Челябинск
43	Чувашия	Канаш
		Новочебоксарск
		Чебоксары

Таблица 2. **Топ-10 регионов по количеству авторов за июль 2019 г. для разных социальных сетей (по данным компании Brand Analytics¹⁴)**

		ВКонтакте		Facebook		
	Регион	Авторов в регионе, чел.	Доля авторов в населении региона, %	Регион	Авторов в регионе, чел.	Доля авторов в населении региона, %
	Всего по России	30476 223	20,80		2814 797	1,92
1	Москва	3873 059	31,41	Москва	1352 694	10,97
2	Санкт-Петербург	2036 538	38,97	Санкт-Петербург	251670	4,82
3	Свердловская область	1 127 875	26,05	Краснодарский край	89856	1,63
4	Челябинская область	1025 058	29,28	Свердловская область	67 319	1,55
5	Татарстан	947 403	24,49	Ростовская область	56677	1,34
6	Краснодарский край	935 201	16,96	Нижегородская область	40977	1,26
7	Башкортостан	906394	22,26	Новосибирская область	39600	1,43
8	Московская область	878 794	12,01	Самарская область	39 204	1,22
9	Самарская область	877 215	27,36	Красноярский край	38 716	1,35
10	Пермский край	830380	31,52	Калининградская область	35071	3,59
		Twitter				
	Всего по России	8551 975	5,84			
1	Москва	2390 634	19,39			
2	Санкт-Петербург	993112	19,00			
3	Самарская область	293138	9,14			
4	Свердловская область	282406	6,52			
5	Новосибирская область	266757	9,66			
6	Московская область	253428	3,46			
7	Краснодарский край	250000	4,53			
8	Татарстан	179304	4,63			
9	Красноярский край	178854	6,24			
10	Республика Саха (Якутия)	167913	17,50			

¹⁴ Статистика социальных сетей. Распределение по регионам России // Brand Analytics. URL: https://br-analytics.ru/statistics/am/?hub_id=3&date=201907&period_type=month (последний доступ: 07.02.2020).

Таблица 3. Индекс субъективного неблагополучия по показателям социальной сферы (фактическое значение индекса умножено на 100 — для удобства восприятия)

Регион	Образование	ЖКХ	Медицина	Инфраструктура	Безопасность (обстановка в городе)	Экология	Отношения между людьми	Итоговый индекс по социальным показателям (сумма столбцов 1—7)
	1	2	3	4	5	6	7	
Ингушетия	0,006	-0,002	0,0036	0,0291	-0,099	-0,0024	0	-0,0647
Кабардино-Балкария	0	0,0075	-0,0022	-0,0096	-0,169	-0,0081	0	-0,1814
Карачаево-Черкессия	0,0305	-0,015	0,0011	-0,026	-0,342	-0,0095	0	-0,3609
Северная Осетия — Алания	0,0075	0,0064	-0,012	-0,0094	-0,369	-0,0097	-0,036	-0,4222
Республика Алтай	0,0072	0,0004	0,0082	0,0418	-0,532	-0,0037	0	-0,4781
Приморский край	0,0099	-0,0056	0,0043	0,1387	-0,905	-0,014	-0,012	-0,7837
Тыва	0,0239	-0,047	-0,014	0,1329	-0,653	-0,079	-0,266	-0,9022
Саха (Якутия)	0,0092	-0,041	0,0121	0,0774	-0,915	-0,033	-0,023	-0,9133
Чувашия	-0,0209	-0,095	-0,02	-0,162	-1,128	-0,05	-0,114	-1,5899
Волгоградская область	0,0161	-0,12	-0,018	0,0544	-1,762	-0,066	-0,058	-1,9535
Крым	0,0094	-0,107	-0,031	0,2913	-2,128	-0,053	-0,019	-2,0373
Ивановская область	0,0016	-0,033	-0,001	-0,223	-1,997	-0,017	-0,164	-2,4334
Забайкальский край	-0,0069	-0,044	-0,043	-0,209	-2,096	-0,074	-0,482	-2,9549
Дагестан	0,0023	-0,083	-0,026	-0,084	-2,748	-0,086	-0,026	-3,0507
Башкортостан	-0,0141	-0,094	-0,031	-0,105	-2,852	-0,031	-0,107	-3,2341
Коми	-0,0351	-0,192	-0,095	-0,057	-2,67	-0,16	-0,114	-3,3231
Марий Эл	-0,029	-0,143	-0,047	-0,017	-3,389	-0,092	-0,194	-3,911
Краснодарский край	-0,0052	-0,15	-0,061	-0,235	-3,478	-0,077	-0,169	-4,1752
Бурятия	0,023	-0,101	-0,0069	0,16	-4,406	-0,044	-0,012	-4,3869
Астраханская область	-0,027	-0,098	-0,016	-0,332	-3,801	-0,07	-0,139	-4,483
Липецкая область	-0,0058	-0,125	-0,06	-0,25	-3,828	-0,153	-0,24	-4,6618
Адыгея	0,0616	-0,031	-0,014	0,9627	-5,636	-0,037	-0,015	-4,7087
Калмыкия	-0,1619	-0,309	-0,161	-0,735	-2,655	-0,269	-0,772	-5,0629
Татарстан	-0,1195	-0,265	-0,146	-0,651	-3,384	-0,16	-0,712	-5,4375
Красноярский край	-0,0197	-0,151	-0,03	-0,296	-4,787	-0,142	-0,103	-5,5287
Иркутская область	0,0034	-0,066	-0,004	-0,295	-5,267	-0,021	-0,139	-5,7886

Регион	Образование	ЖКХ	Медицина	Инфраструктура	Безопасность (обстановка в городе)	Экология	Отношения между людьми	Итоговый индекс по со- циальным показателям (сумма столб- цов 1—7)
	1	2	3	4	5	6	7	
Карелия	-0,0217	-0,086	-0,045	-0,624	-4,728	-0,08	-0,358	-5,9427
Нижегородская область	-0,0242	-0,14	-0,081	-0,405	-4,959	-0,149	-0,218	-5,9762
Владимирская область	-0,0801	-0,163	-0,132	-0,628	-4,357	-0,168	-0,758	-6,2861
Хакасия	0,0083	-0,118	-0,044	-0,083	-5,985	-0,053	-0,067	-6,3417
Калинин- градская область	-0,0283	-0,251	-0,166	-0,824	-4,891	-0,227	-0,685	-7,0723
Архангельская область	-0,0337	-0,247	-0,087	-0,38	-5,183	-0,938	-0,338	-7,2067
Тюменская область	-0,0578	-0,297	-0,111	-0,339	-5,748	-0,126	-0,534	-7,2128
Челябинская область	-0,0391	-0,139	-0,076	-0,392	-6,069	-0,299	-0,312	-7,3261
Омская область	-0,0079	-0,208	-0,04	-0,43	-6,348	-0,108	-0,187	-7,3289
Мурманская область	-0,0734	-0,546	-0,288	0,0727	-6,697	-0,238	-0,25	-8,0197
Удмуртия	-0,0973	-0,271	-0,2	-0,296	-6,564	-0,24	-1,048	-8,7163
Пермский край	0,0006	-0,269	-0,133	-0,274	-6,904	-0,269	-0,989	-8,8374
Новосибирская область	-0,061	-0,132	-0,183	-0,169	-9,377	-0,07	-0,083	-10,075
Томская область	-0,0106	-0,275	-0,153	-0,937	-9,013	-0,157	-0,434	-10,9796
Самарская область	-0,0349	-0,502	-0,193	-0,436	-11,013	-0,274	-0,409	-12,8619
Саратовская область	-0,0513	-0,573	-0,153	-1,065	-11,938	-0,283	-0,527	-14,5903
Алтайский край	-0,0259	-0,449	-0,084	-1,279	-14,926	-0,158	-0,573	-17,4949

Таблица 4. Индекс субъективного неблагополучия по показателям экономической сферы (фактическое значение индекса умножено на 100 — для удобства восприятия)

Регион	Работа	Магазины	Налоги	Кредитование и предпринимательство	Социальная поддержка от государства	Итоговый индекс по экономическим показателям (сумма столбцов 1—5)
	1	2	3	4	5	
Красноярский край	-0,0079	-0,0059	-0,0008	-0,0015	0,0283	0,0122
Бурятия	0,0012	-0,0028	0	0	0,0064	0,0048
Калмыкия	-0,0064	0	0	-0,0009	0,0107	0,0034
Омская область	-0,028	-0,0086	-0,0067	0,0127	0,0294	-0,0012
Алтайский край	0,0024	-0,014	-0,0038	0,0068	0,0048	-0,0038
Татарстан	-0,006	-0,0073	-0,0019	-0,0021	0,0119	-0,0054
Астраханская область	-0,0037	-0,0062	0	-0,0018	0,0056	-0,0061
Карелия	-0,0042	-0,016	0	-0,0015	0,0078	-0,0139
Хакасия	-0,043	-0,016	-0,004	-0,013	0,0576	-0,0184
Адыгея	-0,014	-0,0038	0	-0,0016	0,0009	-0,0185
Липецкая область	-0,0097	-0,02	-0,0003	-0,0013	0,0061	-0,0252
Калининградская область	-0,011	-0,028	-0,0008	-0,0031	0,0088	-0,0341
Иркутская область	-0,01	-0,032	0,0005	-0,0019	-0,004	-0,0474
Тыва	-0,029	-0,017	-0,0075	-0,0009	-0,0017	-0,0561
Нижегородская область	-0,053	-0,016	-0,0002	0,0004	0,0112	-0,0576
Башкортостан	-0,043	-0,021	-0,0021	-0,004	0,012	-0,0581
Архангельская область	-0,049	-0,012	-0,0023	-0,0014	-0,0023	-0,067
Краснодарский край	-0,049	-0,021	-0,0009	-0,0017	0,0018	-0,0708
Кабардино-Балкария	-0,048	-0,026	-0,0053	-0,0063	0,007	-0,0786
Пермский край	-0,033	-0,02	-0,019	0,0001	-0,01	-0,0819
Владимирская область	-0,042	-0,018	-0,0004	-0,0011	-0,034	-0,0955
Забайкальский край	-0,029	-0,055	-0,0058	-0,008	0,0009	-0,0969
Челябинская область	-0,049	-0,026	0	-0,0055	-0,02	-0,1005
Карачаево-Черкессия	-0,045	-0,026	-0,0052	-0,0085	-0,025	-0,1097
Крым	-0,025	-0,049	-0,015	-0,015	-0,0075	-0,1115
Приморский край	-0,036	-0,064	-0,0027	-0,009	-0,007	-0,1187
Тюменская область	-0,062	-0,042	-0,0064	-0,0009	-0,015	-0,1263

Регион	Работа	Магазины	Налоги	Кредитование и предприниматель- ство	Социальная поддержка от государ- ства	Итоговый ин- декс по эконо- мическим показателям (сумма столбцов 1—5)
	1	2	3	4	5	
Марий Эл	-0,043	-0,056	-0,019	-0,013	-0,0045	-0,1355
Мурманская область	-0,062	-0,047	-0,0058	-0,012	-0,011	-0,1378
Саратовская область	-0,071	-0,033	-0,0049	-0,0072	-0,026	-0,1421
Новосибирская область	-0,068	-0,051	-0,011	-0,017	-0,036	-0,183
Удмуртия	-0,085	-0,049	-0,013	-0,0069	-0,033	-0,1869
Дагестан	-0,105	-0,052	-0,011	-0,007	-0,026	-0,201
Ивановская область	-0,121	-0,04	-0,033	-0,015	-0,021	-0,23
Самарская область	-0,101	-0,07	-0,013	-0,024	-0,023	-0,231
Коми	-0,139	-0,056	-0,0046	-0,022	-0,011	-0,2326
Волгоградская область	-0,121	-0,084	-0,016	-0,027	-0,002	-0,25
Ингушетия	-0,152	-0,062	-0,012	-0,016	-0,039	-0,281
Саха (Якутия)	-0,214	-0,069	-0,0079	-0,0084	-0,011	-0,3103
Чувашия	-0,238	-0,111	-0,0027	-0,023	0,0423	-0,3324
Северная Осетия — Алания	-0,189	-0,082	-0,029	-0,018	-0,067	-0,385
Республика Алтай	-0,047	-0,266	-0,026	-0,034	-0,053	-0,426
Томская область	-0,047	-0,371	-0,0051	-0,011	-0,031	-0,4651

Таблица 5. Индекс субъективного неблагополучия по показателям политической сферы (фактическое значение индекса умножено на 100 — для удобства восприятия)

Регион	Свобода СМИ	Протестный потенциал	Свобода выборов	Отношение к власти	Политические решения	Внутренняя политика	Итоговый индекс по экономическим показателям (сумма столбцов 1—6)
	1	2	3	4	5	6	
Омская область	0	-0,068	-0,0173	0	0,0315	0,1268	7,3
Красноярский край	0	0,0002	0,002	-0,0019	0,0251	0,0118	3,72
Калмыкия	0	0,0001	0	0	0,0063	0,0051	1,15
Карелия	0	-0,0067	0,0003	-0,0023	0,0065	-0,0003	-0,25
Татарстан	0,0001	-0,0071	-0,0061	-0,0055	0,0093	0,0043	-0,5
Липецкая область	0	-0,0029	0	0	0,0001	-0,003	-0,58
Астраханская область	0	-0,0051	-0,0025	0	0,0004	0	-0,72
Адыгея	0	0	0	0	-0,008	-0,004	-1,2
Тыва	0	-0,0069	0,0003	-0,027	-0,0067	0,007	-3,33
Краснодарский край	0	-0,0022	-0,0005	-0,0031	-0,02	-0,0089	-3,47
Иркутская область	0	-0,0072	-0,0008	-0,002	-0,02	-0,0051	-3,51
Башкортостан	0	-0,022	-0,0018	-0,0039	-0,018	0,0051	-4,06
Бурятия	0	-0,0012	0,0028	0	-0,0064	-0,037	-4,18
Хакасия	0	-0,035	-0,0117	-0,0085	0,0032	0,0054	-4,66
Забайкальский край	-0,0013	-0,026	-0,0036	-0,015	-0,016	0,0091	-5,28
Калининградская область	0	-0,031	-0,001	0,0027	-0,034	-0,0037	-6,7
Коми	0	-0,034	-0,0034	-0,0021	-0,044	0,0155	-6,8
Нижегородская область	0	-0,024	-0,002	-0,0011	-0,015	-0,029	-7,11
Архангельская область	0	-0,025	-0,0081	0	-0,044	-0,0019	-7,9
Саратовская область	0	-0,03	-0,0098	-0,0028	-0,055	0,0038	-9,38
Тюменская область	0	-0,012	-0,0015	-0,0015	-0,078	-0,0077	-10,07
Челябинская область	0	-0,024	0,0039	-0,0066	-0,046	-0,028	-10,07
Ингушетия	-0,0001	-0,017	-0,0037	-0,0022	-0,079	-0,017	-11,9
Пермский край	0	-0,046	-0,0063	-0,0006	-0,056	-0,012	-12,09

Регион	Свобода СМИ	Протестный потенциал	Свобода выборов	Отношение к власти	Политические решения	Внутренняя политика	Итоговый индекс по экономическим показателям (сумма столбцов 1–6)
	1	2	3	4	5	6	
Кабардино-Балкария	0	-0,03	-0,0072	-0,0053	-0,05	-0,034	-12,65
Ивановская область	0	-0,0079	-0,0332	0	-0,083	-0,016	-14,01
Крым	-0,0056	-0,018	-0,0017	-0,0036	-0,081	-0,031	-14,09
Мурманская область	-0,0015	-0,063	-0,0074	-0,006	-0,056	-0,011	-14,49
Дагестан	0	-0,03	-0,0188	-0,0034	-0,061	-0,035	-14,82
Приморский край	0	-0,058	-0,0198	-0,0007	-0,069	-0,013	-16,05
Карачаево-Черкессия	0	-0,03	-0,0355	-0,011	-0,055	-0,054	-18,55
Удмуртия	0	-0,033	-0,0058	-0,0029	-0,119	-0,028	-18,87
Владимирская область	0	0,0033	-0,0061	0	-0,039	-0,161	-20,28
Алтайский край	-0,0012	-0,083	-0,0954	-0,08	-0,0025	0,0301	-23,2
Северная Осетия — Алания	0	-0,031	-0,0117	-0,015	-0,132	-0,069	-25,87
Саха (Якутия)	0	-0,056	-0,0161	-0,025	-0,129	-0,041	-26,71
Томская область	0	-0,133	-0,0181	-0,0067	-0,056	-0,057	-27,08
Чувашия	-0,0016	-0,167	-0,008	-0,008	-0,065	-0,028	-27,76
Самарская область	0	-0,053	-0,0086	0,0006	-0,17	-0,055	-28,6
Республика Алтай	0,0003	-0,128	-0,0036	-0,009	-0,095	-0,088	-32,33
Новосибирская область	0	-0,146	-0,0071	-0,011	-0,092	-0,076	-33,21
Марий Эл	0	-0,206	-0,0203	-0,0037	-0,084	-0,06	-37,4
Волгоградская область	0	-0,08	-0,0227	-0,0006	-0,167	-0,128	-39,83

Таблица 6. **Примеры определения тональности сообщений (авторская орфография сохранена)**

Примеры публикаций в позитивной тональности	Сообщество «Весь Арзамас ВКонтакте» Тема: «Отношения между людьми»	«Все говорят о жестокости и равнодушии современного общества. Сегодня я убедилась, что это не так. Моей маме в автобусе стало плохо. Она вышла на остановке на ул. Советской. Загигалась от боли. К ней подошёл мужчина, остановил машину, за рулём была женщина. Они отвезли её в больницу. Огромное вам спасибо!!! Дай бог здоровья вам и вашим близким! Мы не знаем как вас зовут, но мы очень благодарны, что не прошли мимо, не остались равнодушными! Моя мама далека от социальных сетей, но попросила меня написать слова благодарности этим мужчине и женщине, которые прервали все свои дела и оказали огромную помощь!!! Благодарность передаем от Людмилы Панкратовой».
	Сообщество «Типичный Краснодар» Тема: «Медицина»	«Медики Кубани впервые удалили две опухоли за одну операцию роботом «Да Винчи» Первомайские праздники медики Кубани отмечают рабочими буднями. В краевом онкодиспансере роботом «Да Винчи» впервые проведена одномоментная операция по удалению двух злокачественных новообразований: шейки матки и прямой кишки. Две бригады хирургов работали с одной пациенткой в операционной 5 часов. 60-летняя Нина Игоревна (имя изменено) из Тихорецкого района никогда не была на приеме у онколога, пока к ним в район не приехала бригада врачей краевого онкодиспансера с профилактической акцией. У женщины обнаружили симптомы рака и направили на углубленное обследование и лечение в краевой онкодиспансер. Опытные диагносты подтвердили опасения — сразу две опухоли прогрессировали. Чтобы спасти женщину, операцию проводила мультидисциплинарная бригада онкогинекологов и онкопроктологов. Контрольные исследования показали победу докторов, рак отступил. Пациентка возвращается к обычной жизни и обещает врачам посещать докторов с профилактическим визитом два раза в год».
Примеры публикаций в негативной тональности	Сообщество «Арзамас 1578» Тема: «Безопасность»	«ВНИМАНИЕ! В НИЖНЕМ СБЕЖАЛ ОПАСНЫЙ МАНЬЯК! Ваши близкие должны быть оповещены! Максимальный репост! В Нижнем Новгороде сбежал из психиатрической больницы маньяк-насилник, который в течение длительного времени насиловал юную девушку в своем гараже. 44-летний Дмитрий Макаров держал нижегородку под действием препаратов, в итоге его признали невменяемым, а сейчас стало известно, что он в розыске. Как сообщает поисково-спасательная группа «Рысь» 25 декабря Дмитрий Макаров ушел из психиатрической больницы на улице Июльских дней и не вернулся. Приметы: телосложение среднее, рост 170—175 см, залысины. Мужчина был одет в клетчатую рубашку, темные трико и черные тапочки. Особая примета — искривленный нос. Мы уточняем информацию о поисках преступника в ГУ МВД по Нижегородской области. Любую известную вам информацию сообщайте по телефонам 8 (831) 28—38—200 или 102».
	Сообщество «Жесть Краснодара» Тема: «Товары»	«Опубликуйте пожалуйста в Туапсе в магазинах магнит, прям при людях начали поднимать цены на питьевую воду. За 1,5 литров которая стоила вчера 25 руб. Сегодня 54 уже. Это просто позорище, как можно на людском горе спекулировать, позорники руководство магнит».

<p>Примеры публикаций в нейтральной тональности</p>	<p>Сообщество «Арзамас Live» Тема: «ЖКХ»</p>	<p>«РСТ утвердила максимальные индексы изменения размера платы за коммунальные услуги в Нижегородской области. Как сообщает пресс-служба главы региона, РСТ утвердила предельные индексы изменения размера вносимой гражданами платы за коммунальные услуги в муниципальных образованиях Нижегородской области на 2019 год. Согласно предоставленной информации, предусмотрен двухэтапный рост платы граждан за коммунальные услуги — с 1 января 2019 года и с 1 июля 2019 года. Платежи за коммунальные услуги с 1 января 2019 года возрастут на 1,7 % исключительно в связи с вступлением в силу изменений федерального законодательства о повышении ставки НДС с 18 % до 20%. С 1 июля 2018 года средний по Нижегородской области индекс изменения размера вносимой гражданами платы за коммунальные услуги, по отношению к январю 2019 года, составит 2%. Это меньше, чем в Кировской, Волгоградской, Тульской и ряде других областей и почти в два раза меньше, чем в Санкт-Петербурге и Москве. В некоторых муниципальных образованиях и городских округах максимальный индекс изменения размера вносимой гражданами платы за коммунальные услуги превысит 2% в связи с реализацией инвестиционных программ ресурсоснабжающих предприятий. В частности, в Нижнем Новгороде в июле рост платы за коммунальные услуги составит 4,1%, в Арзамасе — 3%, в Павлове — 3,6%. Установление максимальных индексов изменения размера вносимой гражданами платы за коммунальные услуги на уровне, превышающем средний по Нижегородской области, осуществлено в порядке, предусмотренном постановлением правительства Российской Федерации от 30 апреля 2014 года N400 «О формировании индексов изменения размера платы граждан за коммунальные услуги в Российской Федерации» на основании решений МСУ в целях реализации утвержденных производственных, инвестиционных программ и концессионных соглашений. Региональная служба по тарифам отмечает, что указанные значения роста платы граждан за коммунальные услуги являются предельными и отражают максимально возможный рост платы не для всех потребителей на территории муниципального образования, а только для потребителей с определенным набором коммунальных услуг. Для многих жителей области рост платы будет ниже».</p>
	<p>Сообщество «Типичный Краснодар» Тема: «Внутренняя политика»</p>	<p>«Краснодар официально признан городом-миллионником Соответствующее символическое свидетельство в подтверждение этого статуса главе города Евгению Первышову на праздничном гала-концерте в честь 225-летнего юбилея Краснодара вручила руководитель управления Федеральной службы государственной статистики по Краснодарскому краю и Республике Адыгея Татьяна Курнякова. «Мы несколько лет добивались признания этого статуса. Приятно, что это произошло именно в День города, и Краснодар официально стал 16-м городом-миллионником России. При этом важно, что в нашем городе — одна из самых высоких в стране доля экономически активного населения. Большинство — люди трудоспособного возраста, активные, которые создают экономику Краснодара и способны позитивно влиять на его развитие», — сказал Евгений Первышов. Ранее в декабре 2017 г. во время традиционного брифинга с участием федеральных, краевых и городских СМИ Евгений Первышов рассказал, что фактическая численность живущих и работающих в Краснодаре может составлять 1,3 млн человек, сообщают в мэрии».</p>



Рис. 1. Пример решающего дерева для задачи выдачи кредита