



П.Н. Беген, А.В. Чугунов

Разработка интеллектуального классификатора сообщений граждан на портале «Наш Санкт-Петербург»: опыт применения методов машинного обучения

Рекомендуемая форма библиографической ссылки

Беген П.Н., Чугунов А.В. Разработка интеллектуального классификатора сообщений граждан на портале «Наш Санкт-Петербург»: опыт применения методов машинного обучения // Научный сервис в сети Интернет: труды XXI Всероссийской научной конференции (23-28 сентября 2019 г., г. Новороссийск). — М.: ИПМ им. М.В.Келдыша, 2019. — С. 131-140. — URL: <http://keldysh.ru/abrau/2019/theses/92.pdf> doi:[10.20948/abrau-2019-92](https://doi.org/10.20948/abrau-2019-92)

Размещена также [презентация к докладу](#)

Разработка интеллектуального классификатора сообщений граждан на портале «Наш Санкт-Петербург»: опыт применения методов машинного обучения

П.Н. Беген¹, А.В. Чугунов¹

¹ *Университет ИТМО*

Аннотация. Исследованы функциональные особенности и выявлены недостатки в существующем процессе подачи сообщений о городских проблемах на портале «Наш Санкт-Петербург». Описан подход к разработке автоматической классификации сообщений граждан по существующим категориям на портале. На базе поданных гражданами сообщений в размере 1,5 млн были сформированы обучающая и тестовая выборки в соотношении 80% и 20% от основного объема текстов соответственно. На основе обучающей выборки данных произведено обучение алгоритма автоматической классификации по 194 категориям, использующего такие классические методы машинного обучения, как наивный байесовский классификатор, деревья решений и искусственные нейронные сети. С помощью методики определения оценки эффективности классификации и тестовой выборки была осуществлена проверка обученного алгоритма. В результате анализа было выявлено, что алгоритм, основанный на применении искусственных нейронных сетей, показывает лучший результат среди остальных используемых методов. Средняя точность классификации алгоритма составила около 82%. Обученный алгоритм был применен в разработке интеллектуального классификатора, представляющего собой веб-приложение и реализующего механизмы API для взаимодействия с основными модулями информационной системы портала.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, искусственные нейронные сети, классификатор, электронное участие

Intellectual classifier development of citizens' messages on the «Our St. Petersburg» portal: experience in using machine learning methods

P.N. Begen¹, A.V. Chugunov¹

¹ *ITMO University*

Abstract. Functional features are investigated and shortcomings in the existing process of sending messages about city problems on the portal «Our St. Petersburg» are revealed. The approach to the development of automatic classification of citizens' messages by existing on the portal categories is described. Based on the reports submitted by citizens in the amount of 1.5 million, training and test samples were formed in the ratio of 80% and 20% of the main volume of texts, respectively. Based on the training data sample and 194 categories, the algorithm of automatic classification was trained using such classical methods of machine learning as naive Bayes classifier, decision trees and artificial neural networks. Using the method of determining the effectiveness of the classification and the test sample, the trained algorithm was tested and checked. The analysis revealed that the algorithm based on the use of artificial neural networks shows the best result among the other methods used. The average classification accuracy of the algorithm was 82%. The trained algorithm was used in the development of an intelligent classifier, which is a web application and implements API mechanisms for interaction with the main modules of the portal information system.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, artificial neural networks, classifier, e-participation

1. Введение

В настоящее время применение информационных технологий для совершенствования государственного управления перестало восприниматься как некая инновация, а технологии и системы «Электронного правительства» уже вошли в обыденную жизнь граждан и стали неотъемлемой составной частью государственной машины. Исследования и разработки осуществляются уже не в сфере перевода традиционных организационных процессов в электронный вид, а в области повышения эффективности функционирования информационных систем. Исследование, представляемое в данной статье, относится именно к этому типу разработок.

В последнее время осуществляется все больше попыток сформулировать критерии эффективности электронного управления (E-Governance) электронного участия, как механизма обратной связи правительств с гражданами. Совершенствование таких информационных систем, по мнению исследователей, является важным фактором роста институционального доверия граждан к действиям власти и возможности оказывать влияние на эти действия [1], а оперативность реагирования власти на электронные обращения граждан – основным критерием эффективности электронного участия [2].

В 2018 г. в Российской Федерации осуществлялось формирование подходов к реструктуризации государственной политики в сфере инновационного развития и информатизации. Это было связано с обозначением нового приоритета и принятием Национальной программы «Цифровая экономика Российской Федерации». Эти процессы стимулировали новый виток интереса к задачам оптимизации и совершенствования работы государственных информационных систем, в т. ч. к задачам повышения эффективности их функционирования. В настоящее время еще довольно много процессов в

системах электронного управления требует участия сотрудников органов власти или подведомственных организаций, а реализация задач, предполагающих автоматизацию отдельных операций, может существенно повысить эффективность функционирования государственных информационных систем.

Одним из подходов, который начинает использоваться при развитии государственных информационных систем, является использование «Искусственного интеллекта» (ИИ), который считается одним из главных трендов развития современных информационных технологий (ИТ) и входит во все перечни т. н. «прорывных технологий». Имеется множество публикаций аналитического и прогностического плана, в которых именно технологиям ИИ придется ключевая роль на современном этапе цифровых трансформаций [3], который часто обозначают как развитие «Индустрии 4.0».

Следует отметить, что интерес со стороны развитых государств мира к формированию целенаправленного подхода к развитию ИИ и обеспечению внедрения этих технологий и методов начался еще в 2017-2018 гг. В это время такие страны как Канада, Китай, Дания, Финляндия, Франция, Индия, Италия, Япония, Сингапур, Южная Корея, Швеция, Тайвань, ОАЭ и Великобритания приняли стратегические документы по содействию развитию и использованию ИИ [4]. В этих документах в разной степени проработки обозначены такие направления как научные исследования, развитие системы образования, стимулирование применения ИИ в государственном и частном секторах, этика и правовые аспекты применения, стандарты и инфраструктура данных, защита цифровой информации.

Представляемая работа является локальным исследовательским проектом в рамках направления, ориентированного на изучение специфики функционирования информационных систем, обеспечивающих электронное взаимодействие граждан с органами власти в различных контекстах: от прикладных разработок до создания моделей функционирования институциональной среды электронного управления.

В рамках данного исследовательского направления осуществляется реализация серии проектов, посвященных и эмпирическому анализу практик электронного участия (E-Participation), которое понимается как «комплекс методов и инструментов, обеспечивающих электронное взаимодействие граждан и органов власти с целью учета мнения граждан в государственном и муниципальном управлении при принятии политических и управленческих решений» [5, с. 60]. Пилотный проект, результаты реализации которого представлены в настоящей работе, ориентирован на решение задачи автоматизации классификации сообщений, размещаемых гражданами на портале «Наш Санкт-Петербург». Первая версия портала «Наш Санкт-Петербург» была открыта в 2014 г., и в течение года проводилась постепенная модернизация и отработка регламентов обработки обращений граждан. С самого начала было решено развивать этот информационный ресурс в тесной

кооперации с Городским мониторинговым центром, который осуществляет обработку телефонных обращений граждан (оперативные службы города по различным проблемам). Также поступательно расширялся перечень объектов городского хозяйства и проблем, по которым граждане могут обращаться через интерфейс портала. Используя портал «Наш Санкт-Петербург» жители города могут отправлять сообщения, связанные с жилищно-коммунальным хозяйством и благоустройством города, состоянием тротуаров и дорог, получать справочную информацию по интересующему объекту городского хозяйства и т. д. Важным компонентом работы портала является система организационных мер и правил отработки сообщений в которую вовлечено много служб и органов власти Санкт-Петербурга [6].

Портал пользуется достаточно большой популярностью у жителей города. На текущий момент было подано и рассмотрено более 1,5 млн сообщений, количество пользователей составляет около 130 тыс., и эти цифры продолжают расти. Ежедневно жители отправляют по 2,5 тыс. сообщений, и такая высокая нагрузка на модерлирующие службы ставит вопрос об оптимизации имеющегося функционала портала для более быстрой обработки поступающих сообщений граждан и их дальнейшей передаче исполнительным органам власти.

2. Задача оптимизации классификации при отправке сообщений на портале «Наш Санкт-Петербург»

Существующий процесс подачи сообщений пользователем на портал устроен следующим образом:

а) для подачи сообщений о некоторой проблеме необходимо авторизоваться и зарегистрироваться на портале. Это возможно с помощью учетной записи в социальной сети «ВКонтакте», через Единую систему идентификации и аутентификации (ЕСИА) или через Единую систему однократного входа (ЕСОВ);

б) чтобы сообщить о какой-либо проблеме, необходимо самостоятельно выбрать одну из 194 доступных категорий проблемы с помощью стандартной формы поиска по ключевым словам, которая подскажет несколько вариантов необходимой категории на основе запроса;

в) указать местоположение проблемы на карте, добавив точку на карте или введя название улицы и номера дома в поисковую строку;

г) добавить фотографию любого поддерживаемого формата, подтверждающую факт присутствия проблемы;

д) вкратце описать свою проблему в специальном окне (до 1000 печатных символов). При описании проблемы избегать сокращений, нецензурной лексики, посланий, просьб, прошений личного характера;

е) при необходимости указать название организации, в которую пользователь уже обращался ранее (необязательный пункт);

ж) подтвердить отправку сформированного сообщения о существующей проблеме нажатием кнопки «Отправить сообщение».

В рассмотренном процессе отправки сообщения в пункте б) обнаружен значительный недостаток, который заключается в том, что пользователю достаточно сложно определить правильную категорию сообщения из большого числа предложенных. По статистике, модераторы отклоняют 20-25% поступающих сообщений от граждан из-за несоответствия сообщения о проблеме одной из доступных категорий, предложенных в классификаторе.

Для того, чтобы минимизировать риск ошибочного определения категории пользователем и повысить эффективность деятельности moderирующей службы, был предложен следующий подход к решению данной проблемы:

- для подачи сообщения о проблеме пользователю не нужно самостоятельно выбирать категорию своего вопроса или вводить ключевые слова в поисковую форму: достаточно написать текст сообщения. Последующий порядок действий, как указание местоположения существующей проблемы на карте и загрузка подтверждающих фотографий сохраняется.

- для moderирующей службы разработать модуль автоматической классификации текста сообщения, который представит результат работы в виде ранжированного списка из трех определенных категорий с соответствующим процентом точности классификации.

3. Алгоритм автоматической классификации сообщений

Для реализации автоматической классификации текста сообщений было предложено использовать технологии ИИ, такие как методы машинного обучения и методы по обработке естественного языка.

Для достижения заявленной цели были поставлены следующие задачи:

- подготовить данные для обучения и тестирования алгоритма классификации;

- применить к полученным данным основные методы обработки естественного языка;

- построить и обучить модель классификации на основе методов машинного обучения;

- протестировать обученную модель на базе тестовой выборки и получить показатели оценки точности для последующего анализа результата.

Данные о сообщениях граждан были получены из базы данных портала в размере 1.5 млн. При отправке на портал сообщение уже имеет категорию, которую определяет сам пользователь, поэтому в качестве данных использовались проверенные и принятые moderирующей службой сообщения. В соответствии с общепринятой практикой данные были разделены на обучающую и тестовую выборки в соотношении 80/20. Отметим, что тестовая выборка не участвует в обучении модели, а значит модель при тестировании «увидит» эти данные впервые. Данный подход позволяет получить объективные оценки точности классификации обученной модели.

Для того, чтобы модель смогла работать с входящим потоком данных, необходима их предварительная обработка и представление в числовом виде. На подготовительном этапе обрабатываются все полученные данные: удаляются знаки пунктуации, невидимые символы и цифры, слова приводятся к нижнему регистру и начальной форме (для слов с разными приставками, суффиксами и окончаниями) [7].

Для представления массива данных в виде числовых векторов используется мера TF-IDF [8], которая отражает важность использования каждого слова из некоторого набора слов (количество слов набора определяет размерность вектора), в каждом корпусе текста. Также методика помогает исключить наиболее часто встречаемые слова (например, предлоги и союзы) либо наоборот редко встречаемые, т. к. такие слова несут мало полезной информации и лишь добавляют информационный шум в неструктурированные корпуса текста.

Еще одним пунктом улучшения поиска существенных признаков в тексте стало формирование списка стоп-слов, который в основном включает в себя названия улиц либо объектов городского хозяйства, также не оказывающих существенное влияние на определение категории проблемы.

В качестве еще одного метода обработки естественного языка были использованы алгоритмы Word2Vec [9] для представления слов в векторном пространстве. Алгоритмы используют контекст текста, чтобы сформировать численные представления слов, поэтому слова, используемые в одном и том же контексте, имеют похожие векторы. Данный подход также предоставляет эффективный способ выявления существенных признаков в тексте для улучшения итогового результата классификации.

Для построения модели классификации, на основе анализа работ, были выбраны следующие методы машинного обучения, показывающие хорошие результаты при работе с текстовой информацией: наивный байесовский классификатор [10], дерево решений [11] и искусственные нейронные сети [12]. В качестве нейронных сетей были предложены три сети с разной архитектурой: сеть прямого распространения (FFN), сверточная сеть (CNN) и рекуррентная сеть (RNN) с LSTM-блоком. Каждый из методов и способов организации архитектуры нейронных сетей имеет свои достоинства и недостатки, однако каждый имеет хорошие результаты в задачах классификации, поэтому было решено применить различные методы и архитектуры и проанализировать итоговый результат в рамках условий нашей задачи.

Разработка модели велась на языке программирования Python. Для реализации методов машинного обучения и настройки архитектур нейронных сетей использовались фреймворк Keras (с надстройкой над механизмами TensorFlow) и библиотека scikit-learn.

После обучения модели с различными методами были проведены испытания на основе тестовой выборки. Для оценки качества обученной модели использовалась метрика *F-мера*, являющаяся гармонической средней

между точностью и полнотой классификации. Формула метрики *F-мера* имеет следующий вид [13]:

$$F\text{-мера} = 2 \times \frac{\text{Точность} \times \text{Полнота}}{\text{Точность} + \text{Полнота}}$$

где *Точность* – это доля истинных текстов, принадлежащих данной категории, относительно всех текстов, которые модель отнесла к этой категории, а *Полнота* – это доля найденных моделью текстов, принадлежащих категории, относительно всех текстов этой категории в тестовой выборке.

Итоговые результаты обучения модели с различными методами машинного обучения представлены в таблице ниже:

	Название метода машинного обучения				
	Наивный байесовский классификатор	Дерево решений	Сеть прямого распространения (FFN)	Сверточная нейронная сеть (CNN)	Рекуррентная нейронная сеть (RNN) с LSTM-блоком
F-мера	0.659	0.703	0.7836	0.8199	0.8095
Время обучения модели	20 мин	5 часов 14 мин	1 час 45 мин	2 часа 5 мин	2 часа 35 мин

В результате анализа полученных показателей точностей, представленных *F-мерой*, наилучшим и достаточно быстро обучающимся методом машинного обучения, применимого в условиях нашей задачи классификации, оказалась сверточная нейронная сеть, показавшая почти 82% точности в определении категории проблемы, основываясь на корпусе текста сообщения. Немного хуже (разница в 1%) показала себя модель с рекуррентной нейронной сетью с LSTM-блоком, которая традиционно является одной из лучших в задачах текстовой классификации. Таким образом алгоритм, использующий сверточную нейронную сеть, был предложен при дальнейшей разработке интеллектуального классификатора.

4. Интеллектуальный классификатор сообщений

Интеллектуальный классификатор сообщений разработан для модерлирующих служб в целях повышения эффективности и удобства работы с сообщениями граждан и представляет из себя веб-приложение, реализующее API-механизмы для взаимодействия с существующими модулями информационной системы портала «Наш Санкт-Петербург».

Разработанный классификатор позволит в асинхронном режиме автоматически определить категорию сообщения пользователя и представить результат для модерлирующих служб в виде ранжированного списка из трех наиболее возможных категорий с указанием процента точности определения.

Если процент определения какой-либо категории окажется ниже 5%, значит поданное сообщение не соответствует ни одной из доступных категорий, что также будет подсказано службам для принятия дальнейшего решения. Такой подход позволит проверить правильность выбора категории проблемы, предложенных классификатором, а также быстрее рассмотреть текст сообщения на момент обнаружения возможных ошибок и передать далее на рассмотрение исполнительным органам власти.

5. Заключение

На данном этапе был разработан алгоритм автоматической классификации сообщений граждан по категориям на портале «Наш Санкт-Петербург» на основе методов машинного обучения. Алгоритм был «обучен» на данных, предварительно разделенных на обучающую и тестовую выборку в соотношении 80/20 соответственно, а также проанализированных и представленных в векторном виде с помощью методов обработки естественного языка.

Наилучшим методом машинного обучения, применяемого в алгоритме автоматической классификации, стала сверточная нейронная сеть, показавшая среднюю точность определения категории около 82%. Разработанный алгоритм с данным методом был использован в разработке интеллектуального классификатора для модерлирующих служб.

В качестве дальнейших этапов планируется исследование применения интеллектуального классификатора в рамках задачи на соответствии сообщений граждан утвержденным правилам и выявления прошений личного характера.

Работа выполнена при поддержке РНФ, проект №18-18-00360 «Электронное участие как фактор динамики политического процесса и процесса принятия государственных решений».

Литература

1. Jansen A. The understanding of ICTs in public sector and its impact on governance // Electronic government: Proceedings of the 11th IFIP WG 8.5 international conference EGOV-2012. (LNCS book series) Vol. 7443. 2012. P. 174–186. DOI: 10.1007/978-3-642-33489-4_15
2. Видясова Л. А., Мисников Ю. Г. Критерии оценки социальной эффективности порталов электронного участия в России // Информационные ресурсы России. 2017. № 5 (159). С. 16–19.
3. Pandya J. The Geopolitics of Artificial Intelligence // Forbes [Jan 28, 2019]. – URL: <https://www.forbes.com/sites/cognitiveworld/2019/01/28/the-geopolitics-of-artificial-intelligence/#5a4b420979e1> (дата обращения: 11.05.2019)

4. Dutton T. An Overview of National AI Strategies. – URL: <https://medium.com/politics-ai/an-overview-of-national-ai-strategies-2a70ecbedfd>
5. Чугунов А. В. Взаимодействие граждан с властью как канал обратной связи в институциональной среде электронного участия // Власть. 2017. № 10. С. 59–66.
6. Чугунов А. В., Рыбальченко П. А. Развитие системы электронного взаимодействия граждан с властями в Санкт-Петербурге: опыт портала «Наш Петербург»: 2014-2018 гг. // Информационные ресурсы России. 2018. № 6. С. 27–34.
7. Зиберт А. О., Хрусталева В. И. Разработка системы определения наличия заимствований в работах студентов высших учебных заведений. Методы предварительной обработки текста // Universum: Технические науки: электрон. научн. журн. 2014. №4 (5). – URL: <http://7universum.com/ru/tech/archive/item/1258> (дата обращения: 11.05.2019).
8. Ингерсолл Г. С. Обработка неструктурированных текстов. Поиск, организация и манипулирование / Ингерсолл Г. С., Мортон Т. С., Фэррис Э. Л.; пер. с англ. Слинкин А. А. – М.: ДМК Пресс, 2015. – 414 с.
9. Mikolov T., Chen K., Corrado G., Dean J. Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space // Proceedings of Workshop at ICLR. 2013. – URL: <https://papers.nips.cc/paper/5021-distributed-representations-of-words-and-phrases-and-their-compositionality.pdf> (дата обращения: 07.05.2019).
10. Барсегян А. А. Анализ данных и процессов: учеб. пособие / А. А. Барсегян, М. С. Куприянов, И. И. Холод, М. Д. Тесс, С. И. Елизаров. – 3-е изд., перераб. и доп. – СПб: БХВ-Петербург, 2009. – 512 с.
11. Aggarwal C. C. Data Classification: Algorithms and Applications. Text Classification. Chapman & Hall/CRC, 2014. 705 p.
12. Prasanna P. L., Rao D. R. Text classification using artificial neural networks // International Journal of Engineering & Technology. 2018. Vol. 7 (1.1). P. 603–606. DOI: 10.14419/ijet.v7i1.1.10785
13. Sasaki Y. The truth of the F-measure // Teach Tutor Mater. 2007. Vol. 1 (5). P. 1–5. – URL: <https://www.cs.odu.edu/~mukka/cs795sum09dm/Lecturenotes/Day3/F-measure-YS-26Oct07.pdf>

References

1. Jansen A. The understanding of ICTs in public sector and its impact on governance // Electronic government: Proceedings of the 11th IFIP WG 8.5 international conference EGOV-2012. (LNCS book series) Vol. 7443. 2012. P. 174–186. DOI: 10.1007/978-3-642-33489-4_15
2. Vidyasova L. A., Misnikov Y. G. Kriterii ochenki social'noj effektivnosti portalov elektronogo uchastiya v Rossii // Informacionnye resursy Rossii. 2017. № 5 (159). S. 16–19.

3. Pandya J. The Geopolitics of Artificial Intelligence // Forbes [Jan 28, 2019]. – URL: <https://www.forbes.com/sites/cognitiveworld/2019/01/28/the-geopolitics-of-artificial-intelligence/#5a4b420979e1> (data obrashcheniya: 11.05.2019)
4. Dutton T. An Overview of National AI Strategies. – URL: <https://medium.com/politics-ai/an-overview-of-national-ai-strategies-2a70ec6edfd>
5. Chugunov A. V. Vzaimodejstvie grazhdan s vlast'yu kak kanal obratnoj svyazi v institucional'noj srede elektronogo uchastiya // Vlast'. 2017. № 10. S. 59–66.
6. Chugunov A. V., Rybal'chenko P. A. Razvitie sistemy elektronogo vzaimodejstviya grazhdan s vlastyami v Sankt-Peterburge: opyt portala «Nash Peterburg»: 2014-2018 gg. // Informacionnye resursy Rossii. 2018. № 6. S. 27–34.
7. Zibert A. O., Hrustalev V. I. Razrabotka sistemy opredeleniya nalichiya zaimstvovaniy v rabotah studentov vysshih uchebnyh zavedenij. Metody predvaritel'noj obrabotki teksta // Universum: Tekhnicheskie nauki: elektron. nauchn. Zhurn. 2014. №4 (5). – URL: <http://7universum.com/ru/tech/archive/item/1258> (data obrashcheniya: 11.05.2019).
8. Ingersoll G. S. Obrabotka nestrukturirovannyh tekstov. Poisk, organizaciya i manipulirovanie / Ingersoll G. S., Morton T. S., Ferris E. L.; per. s angl. Slinkin A. A. – M.: DMK Press, 2015. – 414 s.
9. Mikolov T., Chen K., Corrado G., Dean J. Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space // Proceedings of Workshop at ICLR. 2013. – URL: <https://papers.nips.cc/paper/5021-distributed-representations-of-words-and-phrases-and-their-compositionality.pdf> (data obrashcheniya: 07.05.2019).
10. Barsegyan A. A. Analiz dannyh i processov: ucheb. posobie / A. A. Barsegyan, M. S. Kupriyanov, I. I. Holod, M. D. Tess, S. I. Elizarov. – 3-e izd., pererab. i dop. – SPb: BHV-Peterburg, 2009. – 512 s.
11. Aggarwal C. C. Data Classification: Algorithms and Applications. Text Classification. Chapman & Hall/CRC, 2014. 705 p.
12. Prasanna P. L., Rao D. R. Text classification using artificial neural networks // International Journal of Engineering & Technology. 2018. Vol. 7 (1.1). P. 603–606. DOI: 10.14419/ijet.v7i1.1.10785
13. Sasaki Y. The truth of the F-measure // Teach Tutor Mater. 2007. Vol. 1 (5). P. 1–5