

Е.М. Герасименко, В.В. Стеценко

**ОПРЕДЕЛЕНИЕ ТОНАЛЬНОСТИ ТЕКСТА С УЧЕТОМ ВЛИЯНИЯ
МОДИФИКАТОРОВ ИНТЕНСИВНОСТИ И ПРИМЕНЕНИЕМ
НЕЧЕТКИХ ПРАВИЛ**

Выражение чувств – неотъемлемая часть человеческой жизни и коммуникации. Чтобы создать компьютеры, способные лучше служить человечеству, в области информатики продолжают исследования по разработке алгоритмов машинного обучения, которые могут обрабатывать текстовые данные и выполнять задачи анализа тональности текстов на естественном языке. Доступность онлайн-обзоров и повышенные ожидания конечных пользователей также стимулируют разработку систем интеллектуального анализа мнений, которые могут автоматически классифицировать и обобщать отзывы пользователей. С каждым годом исследований в области распознавания эмоций в тексте все больше, но только малая их часть посвящена применению нечеткой логики. В основном, это происходит потому, что исследователи ограничиваются бинарной классификацией отношений – «положительное» и «отрицательное», реже добавляя еще третий класс – «нейтральное». Применение же нечеткой логики помогает определить оттенки эмоций, не просто «хорошо» и «плохо», а насколько хорошо или насколько плохо. Количество определяемых классов определяет глубину детализации. Ранее нами была предложена нечеткая модель определения тональности на основе словарей, в данном исследовании мы предлагаем улучшенную модель определения тональности текста на основе тонального словаря (SentiWordNet) и нечетких правил. Для повышения точности и достоверности анализа тональности были применены коэффициенты, учитывающие эмоциональную нагрузку слов разных частей речи и действие модификаторов интенсивности, способствующих усилению либо ослаблению эмоциональных оттенков. Количественное значение тональности текста получено в результате агрегирования нормированных данных по эмоциональным классам с применением методов нечеткого вывода. В результате исследования было выявлено, что учет влияния модификаторов интенсивности значительно повышает точность предложенного ранее авторами метода, а также способствует определению границ при проведении детализированной оценки отношений по 7 классам («очень положительное», «положительное», «скорее положительное», «нейтральное», «скорее отрицательное», «отрицательное», «очень отрицательное»).

Анализ тональности; нечеткие правила; модификаторы интенсивности; словарь тональности.

E.M. Gerasimenko, V.V. Stetsenko

**TEXT SENTIMENT ANALYSIS BASED ON FUZZY RULES AND INTENSITY
MODIFIERS**

Expressing feelings is a hidden part of hard life and communication. To create computers that can better serve humanity, computer science continues to research into developing machine learning algorithms that can process text data and perform sentiment analysis tasks on natural language texts. Additionally, the availability of online reviews and increased end-user expectations are driving the development of system intelligence that can automatically categorize and share user reviews. Every year, research in this area has discovered more and more emotions in text, but only a small part of it has been devoted to the use of fuzzy logic. This mainly happens because the researchers often use binary classification – «positive» and «negative», less often adding a third class – «neutral». The use of fuzzy logic helps to determine emotions, and not just «good» and «bad», but the degree of these emotions. The number of classes is defined by determines of the level of detail. Previously, we proposed a fuzzy dictionary-based sentiment model, in this paper we propose an improved text sentiment determination model based on a sentiment dictionary (SentiWordNet) and fuzzy rules. To determine the accuracy and precision of sentiment analysis, coefficients were applied to observe the emotional load of words of different parts of speech and action modifiers that contribute to the strengthening or weakening of emotional tones. The quantitative value of the sentiment of the text is obtained by aggregating normalized data by emotional classes using fuzzy result methods. As a result of the study, it was found that taking into account all modifiers can significantly increase the accuracy of the method previously proposed by the authors, and also ensures the determination of boundaries when determining a detailed assessment of relationships in 7 classes (“very positive”, “positive”, “somewhat positive”, “neutral”, “somewhat negative”, “negative”, “very negative”).

Sentiment analysis; fuzzy rules; intensity modifiers; sentiment dictionary.

Введение. Развитие информационных технологий (ИТ) привело к значительному увеличению объема информации, подлежащей хранению, обработке и передаче с помощью компьютерных систем и сетей. Текст является одной из основных форм обмена информацией в обществе. В современном мире, где обмен текстовыми сообщениями происходит по всем возможным каналам связи, важно оперативно анализировать передаваемую информацию. Особое внимание уделяется проблеме анализа мнений интернет-пользователей. Такой анализ основан на поиске и последующем распознавании слов с эмоциональной нагрузкой в тексте. Благодаря обнаружению эмоций в текстовой информации коммерческие компании могут отслеживать потребности пользователей и своевременно реагировать на их отзывы о продуктах и услугах. На основе тонального анализа оценивается реакция на рекламу, прогнозируются фондовые рынки, ведется мониторинг качества жизни в режиме реального времени, что позволяет предотвращать опасные ситуации в обществе [1]. Использование ИТ-инструментов помогает не только понять коллективное поведение и оценить реакцию общества на маркетинговую деятельность, но и воздействовать на социальные системы и разрабатывать принципы государственной политики в различных сферах. Учитывая значительный потенциал практического применения, создание и развитие технологий обработки текста является актуальной задачей на всех этапах развития информационных систем.

Современное состояние проблемы определения тональности текста. В последние годы начали появляться подходы к обработке текста и анализу настроений на основе нечеткой логики, хотя количество таких статей до сих пор невелико по сравнению с работами, использующими методы машинного обучения или статистические подходы.

В статье [2] авторы представили новый подход к классификации коротких текстовых сообщений, основанный на нечеткой логике. Входные данные, используемые в предлагаемой модели, основанной на нечеткой логике, представляют собой множество полезных функций, извлеченных из каждого сообщения. Выходные данные – это степень релевантности каждого сообщения событию под названием «Сэнди». Для этого был разработан ряд нечетких правил и применены различные методы дефаззификации, существующие в литературе, для фаззификации была выбрана трапециевидная функция принадлежности, поскольку она проста и широко используется. В качестве результатов эксперимента сравнивались пять обычно используемых методов дефаззификации и исследователи пришли к выводу, что метод центроида более эффективен, чем другие методы.

Исследователи статьи, представленной в [3], использовали нейронные сети и нечеткие множества для улучшения качества классификации настроений. Этот метод классификации использует преимущества как нечеткой логики, так и нейронной сети NN для построения классификатора.

Для фаззификации входных данных авторы обзоров использовали гауссову функцию принадлежности, принцип максимума для дефаззификации, а для классификации они использовали многослойную сеть обратного распространения персептрона.

В [4] авторы предложили систему, основанную на нечетких правилах, для получения степеней чувствительности они использовали трапециевидную функцию принадлежности для фаззификации и максимальное значение выходного сигнала для шага дефаззификации. В качестве экспериментальных результатов этой работы авторы сравнили точность предложенного подхода с точностью двух других алгоритмов машинного обучения (наивного Байеса и деревьев решений), и результаты показали, что предложенный нечеткий метод достиг того же уровня производительности, что и два других алгоритма.

Лю и др. [5] разработали систему, основанную на нечетких правилах, которая используется в качестве вычислительных моделей для точного и интерпретируемого анализа настроений. Авторы использовали четыре набора данных обзоров фильмов. Для этого они использовали систему, основанную на нечетких правилах Цукамото, в связи с тем, что этот тип нечетких систем применим к задачам классификации. Для этапа фаззификации они использовали функцию нечеткой принадлежности в виде трапеции, методы \min/\max для применения правил и для агрегирования, а также максимальную выходных данных для этапа дефаззификации. В качестве экспериментальных результатов, они сравнили подход на основе нечетких правил с вычислительными моделями, в основе ко-

торых лежат популярные методы машинного обучения (наивный Байес и C4.5). Что касается точности классификации, был проведен эксперимент с использованием четырех наборов данных, состоящий из обзоров фильмов, результаты которого показывают, что подход к обучению по нечетким правилам работает немного лучше, чем хорошо известные наивные алгоритмы Байеса и C4.5, что указывает на пригодность подходов с нечеткими правилами для задач анализа тональности.

В своей работе Вонг и др. [6] предлагают новый подход к определению тональности, который определяется как дискриминатор общественных настроений (PSD), основанный на нечеткой логике и сложности настроений. Эксперименты показывают, что предлагаемый подход (PSD) может обеспечить точность и F1-меру, аналогичную традиционным методам машинного обучения.

Гани и др. [7] предложили систему на основе нечеткой логики для количественной оценки лояльности клиентов, выполнив классификацию настроений онлайн-отзывов. Они провели оценку настроений в отзывах клиентов, а затем применили систему нечеткой логики для измерения лояльности клиентов. Их экспериментальные результаты были многообещающими, и была получена высокая точность в 94%, превосходящая базовые методы.

Катария и Верма [8] разработали веб-систему для классификации настроений потребителей с использованием вычислительного интеллекта, который включал нечеткую кластеризацию *c-meap*. Удобный интерфейс значительно привлек целевую аудиторию, и можно добиться дальнейших улучшений, сосредоточив внимание на конфиденциальности, точности и надежности.

Надали и др. [9] предложили модель нечеткой логики для семантической классификации отзывов клиентов, используя подход, основанный на целостной лексике. Целью исследования было повышение точности классификации путем объединения прилагательных, наречий и глаголов. Результаты экспериментов показали, что система многообещающая. В будущем эта модель может быть улучшена путем настройки параметров.

Рахмат и Ахмад [10] разработали многоступенчатую систему сбора мнений, которая использовала основанный на правилах подход для извлечения признаков и оценки настроений для присвоения класса полярности. Предложенная технология использовала нечеткие функции для имитации эффекта различных лингвистических хеджей. Нечеткие лингвистические барьеры оперировали дескрипторами мнений. Точность этой системы была удовлетворительной.

Дей и Хак [11] описали систему сбора мнений для классификации отзывов клиентов на разных уровнях детализации. Было отмечено, что производительность предложенной системы была лучше, чем у других методов сравнения в области автомобилей.

Мяо и др. [12] изложили метод автоматического извлечения и классификации характеристик продукта и настроений, полученных с разных сайтов. Для этой цели были интегрированы различные лингвистические средства защиты, и производительность предлагаемой системы оценивалась путем применения различных вычислительных методов. Дальнейших улучшений можно добиться путем введения дополнительных первичных функций принадлежности, таких как треугольные и трапециевидные функции, с использованием методов приближенного рассуждения.

Постановка задачи. Анализ тональности текста, как и многие другие задачи обработки естественного языка, можно рассматривать как проблему классификации, которая обычно решает две задачи: классификацию субъективности (поскольку важной чертой мыслей и их тональности является субъективность) и классификацию текста как выражения позитивного, негативного или нейтрального отношения, известного как классификация тональности. Кроме того, информационные системы часто акцентируют внимание на выражении чувств и эмоций (гнев, радость, печаль и т.д.) или раскрывают намерения рассказчика (например, заинтересованность или незаинтересованность). Для учета субъективных факторов и неточной, приближенной информации, присущих выражению эмоций человека, целесообразно использовать методы и подходы нечеткой логики в процессе анализа тональности и определения тональности текстовой информации.

В частности, в [13] было предложено сочетание классификации эмодзи, классификации хэштегов и полярности текста в модели анализа тональности микроблогов с применением нечеткой логики. Нечеткое моделирование также использовалось для повышения интерпретируемости анализа тональности отзывов о фильме на основе субъективных оценок сюжетной линии и ожиданий от фильма [14, 15]. Нечеткая логика формализует способность человека к аппроксимации рассуждений и допускает небинарные значения истинности нечетких утверждений [16]. Существует ряд методов и алгоритмов реализации систем эмоционального анализа текстов, которые представляют собой два основных подхода к автоматической классификации текстовой информации. В частности, это методы, основанные на технологиях машинного обучения [17], и методы, основанные на словарях и правилах [18]. Наиболее популярными методами являются методы машинного обучения с учителем или без него, а именно, наивный байесовский классификатор, метод опорных векторов и алгоритмы глубокого обучения, пытающиеся имитировать работу человеческого мозга с помощью искусственных нейронных сетей. Все эти методы отличаются точностью и скоростью. Согласно другому подходу анализ тональности осуществляется путем нахождения и суммирования слов с эмоциональной нагрузкой в тексте с помощью заранее составленных тональных словарей и правил. На основе найденной эмоциональной лексики текст можно оценить по шкале, содержащей значения отрицательных и положительных слов. Преимуществом предлагаемого подхода является возможность реализации мультиклассового анализа тональности на уровне отдельных предложений. В данном исследовании была создана система выделения эмоций из текстовой информации на основе тонального словаря и нечетких правил. Особое внимание уделено изучению способов более детализированного определения тональности и нахождения количественного значения тональности текста с помощью методов нечеткого моделирования.

Предлагаемая модель. Для более детализированного определения эмоционального тона текста предложена улучшенная модель на основе тонального словаря, описанная ранее в [19], учитывающая вес модификаторов интенсивности и использующая для расширенной интерпретации результатов системы нечеткого вывода. Разработанный метод схематично показан на рис. 1.

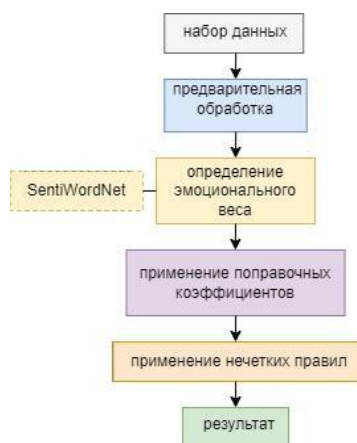


Рис. 1. Модель определения тональности

Автоматическое определение тональной окраски текста происходит в несколько этапов. Сначала загруженный текст проходит предварительную обработку. Текстовая информация разбивается на простые единицы (лексемы), т.е. осмысленные группы символов, соответствующие определенным образцам (например, словам). Как правило, токенизация [20] используется в качестве начального и фундаментального шага во многих задачах анализа данных. В результате, получается массив слов, который после исключения знаков препинания и стоп-слов используется для анализа тональности.

Следующим этапом алгоритма является последовательный поиск каждого слова из полученного массива в тональном словаре – SentiWordNet. Данный словарь был выбран, так как содержит не только тональную полярность, но и ее числовой эквивалент.

Зачастую оценочные слова в тексте могут сопровождаться словами-модификаторами интенсивности. Выделяют следующие группы модификаторов:

- ◆ концентраторы – усиливают тональность,
- ◆ расширители – снижают тональность,
- ◆ инверторы – преобразуют в обратную исходную тональность.

Таким образом, при анализе тональности нужно учитывать такие модификаторы и иметь некоторую численную модель, которая модифицирует исходные полярности слова. В табл. 1 приведены используемые в данном исследовании модификаторы.

Таблица 1

Модификаторы интенсивности

Концентратор	Расширитель	Инвертор
very	some	no
extremely	a little	not
At all	almost	
absolutely	barely	
really	slightly	
completely	partially	
so	somewhat	
highly		

Поскольку разные части речи по-разному влияют на общую оценку тона текста, к полученным значениям степени принадлежности слов к той или иной категории эмоций применяется поправочный коэффициент (табл. 2). К словам-инверторам коэффициент не применяется, так как они только меняют тональность на противоположную. Применяемый коэффициент снижает вес слов, имеющих меньшую эмоциональную нагрузку и, соответственно, меньше влияющих на результаты анализа тональности всего текста.

Таблица 2

Поправочные коэффициенты

	Прилагательное	Существительное	Глагол	Концентратор	Расширитель
Значение коэффициента	1	0,6	0,8	2	0,5

Заключительные этапы алгоритма включают процедуры суммирования эмоционального веса слов в каждой из категорий и их нормализации, а также определение общей тональности текста. Для определения не только качественной, но и количественной оценки эмоционального тона текста используется система нечеткого вывода.

В случае бинарного анализа эмоциональная оценка текста определяется той эмоциональной категорией, которая содержит наибольшее количество слов или характеризуется наибольшим суммарным значением эмоционального веса слов в этой категории. Однако, этот подход не учитывает интенсивности эмоциональной окраски, что может играть большую роль в электронной коммерции, в политике и при принятии решений, когда необходимо понимать оттенки отношения людей. Поскольку людям свойственны сомнения и неоднозначность, то применение нечёткой логики позволит интерпретировать результаты в более детализированном виде. Следовательно, реализован алгоритм нечеткого вывода для агрегирования полученных данных. Агрегирование истинности подусловий в каждом из нечетких правил осуществляется операцией нечеткой конъюнкции. Истинность выводов каждого нечеткого правила определяется с помощью процедуры min-активации вывода. Учитываются только активные продукционные правила, сте-

пень истинности условий которых отлична от нуля. Процедура дефаззификации выходной переменной осуществляется методом центра тяжести. В результате получается количественное значение эмоционального тона текста T_n в диапазоне от -1 до 1 . Интерпретация результатов происходит в соответствии с правилами:

Если $-1 \leq T_1 < -0,75$, то отношение «очень отрицательное» (VN)

Если $-0,75 < T_2 < -0,5$, то отношение «отрицательное» (N)

Если $-0,5 < T_3 < -0,25$, то отношение «скорее отрицательное» (SN)

Если $-0,25 < T_4 < 0,25$, то отношение «нейтральное» (Neut)

Если $0,25 < T_5 < 0,5$, то отношение «скорее положительное» (SP)

Если $0,5 < T_6 < 0,75$, то отношение «положительное» (P)

Если $0,75 < T_7 \leq 1$, то отношение «очень положительное» (VP)

Экспериментальные данные и интерпретация результатов. Тестирование предлагаемой системы анализа тональности было осуществлено с использованием набора данных v2.0 от Pang-Lee [21], содержащего 2000 отзывов (1000 положительных и 1000 отрицательных). Сравнение полученных результатов отражено в табл. 3.

Таблица 3

Точность предложенного метода

	Нечеткий метод на основе словаря SentiWordNet (%)	Усовершенствованный метод (%)
Accuracy	63,5	68,2

Как видно, точность определения тональности возросла на 5,7% по сравнению с ранее предложенным нечетким методом на основе словаря. Применение модификаторов позволило не только повысить точность определения тональности, но и определить границы перехода тональности из одного класса в другой, а применение нечетких правил помогло детализировать эмоциональную окраску текста (распределение отзывов по 7 классам тональности в процентах отражено в рис. 2), что может быть особенно полезно при определении степени удовлетворенности продуктом или услугой, а также для изменения уровня социальной напряженности.

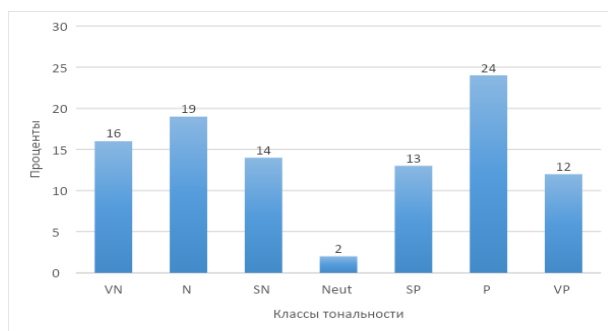


Рис. 2. Распределение отзывов по классам тональности

Заключение. В данной работе был усовершенствован предложенный ранее нечеткий метод на основе словаря SentiWordNet. Применение коэффициентов, учитывающих разную эмоциональную нагрузку на разные части речи и влияние модификаторов интенсивности, оказало влияние на результаты тонального анализа текстов, повысив точность метода на 5,7%. Использование дополнительных инструментов для анализа большего количества слов в тексте и их эмоционального веса позволит повысить обоснованность обнаружения эмоций и точность предложенного метода. В будущем планируется улучшить метод, добавив больше возможности настройки параметров, чтобы повысить точность.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Mansour S.* Social media analysis of user's responses to terrorism using sentiment analysis and text mining // *Computer Science*. – 2018. – Vol. 140. – P. 95-103.
2. *Wu K., Zhou M., Lu X. S., et Huang L.* A Fuzzy Logic-Based Text Classification Method for Social Media Data // *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC) Banff Center, Banff, Canada, October 5-8-2017*.
3. *Sathe J.B., Mali M.P.* A hybrid Sentiment Classification method using Neural Network and Fuzzy Logic // *11th International Conference on Intelligent Systems and Control (ISCO)*. – 2017. – P. 93-96.
4. *Jefferson C., Liu H., Cocea M.* Fuzzy approach for sentiment analysis // *IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*. – 2017. – P. 1-6.
5. *Liu H., Cocea M.* Fuzzy rule based systems for interpretable sentiment analysis // *Ninth International Conference on Advanced Computational Intelligence (ICACI)*. – 2017. – P. 129-136.
6. *Wang X., Zhang H. et Xu Z.* Public Sentiments Analysis Based on Fuzzy Logic for Text // *International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering*. – 2016. – Vol. 26. – P. 1341-1360.
7. *Ghani, Bajwa I., Ashfaq A.* A fuzzy logic based intelligent system for measuring customer loyalty and decision making // *Symmetry*. – 2018. – 10. – P. 761.
8. *Katarya R., Verma O.P.* An effective web page recommender system with fuzzy c-mean clustering // *Multimed. Tools Appl.* – 2017. – 76. – P. 21481-21496.
9. *Nadali S., Murad M.A.A., Kadir R.A.* Sentiment classification of customer reviews based on fuzzy logic // *International Symposium in Information Technology (ITSim)*, IEEE, Kuala Lumpur, Malaysia, 2010. – Vol. 2. – P. 1037-1044.
10. *Rahmath P.H., Ahmad T.* Fuzzy based sentiment analysis of online product reviews using machine learning techniques // *Int. J. Comput. Appl.* – 2014. – 99. – P. 9-16.
11. *Dey L., Haque S.M.* Opinion mining from noisy text data // *International Journal on Document Analysis and Recognition (IJDAR)*. – 2009. – Vol. 12. – P. 205-226.
12. *Miao Q., Li Q., Zeng D.* Fine-grained opinion mining by integrating multiple review sources // *J. Am. Soc. Inf. Sci. Technol.* – 2010. – Vol. 61. – P. 2288-2299.
13. *Howellsa K., Ertugan A.* Applying fuzzy logic for sentiment analysis of social media network data in marketing // *Procedia Computer Science*. – 2017. – Vol. 120. – P. 664-670.
14. *Jain P., Srivastava A., Singh V. and Hazela B.* Aspect based sentiment analysis by fuzzy logic // *International Journal of Current Engineering and Technology*. – 2019. – Vol. 9. – P. 243-248.
15. *Liu H., Cocea M.* Fuzzy rule based systems for interpretable sentiment analysis // *Proceedings Ninth International Conference on Advanced Computational Intelligence*. – 2017. – P. 129-136.
16. *Bai Y., Wang D.* Fundamentals of fuzzy logic control – fuzzy sets, fuzzy rules and defuzzifications // *Advanced Fuzzy Logic Technologies in Industrial Applications. Advances in Industrial Control*. – Springer, 2006. – P. 17-36.
17. *Pang B., Lee L.* Opinion mining and sentiment analysis // *Foundations and Trends in Information Retrieval*. – 2006. – Vol. 2. – P. 1-135.
18. *Chopra F.K., Bhatia R.* Sentiment analyzing by dictionary based approach // *International Journal of Computer Applications*, – 2016. – Vol. 152. – P. 32-34.
19. *Герасименко Е.М., Стеценко В.В.* Анализ тональности текстовых отзывов с применением тональных словарей и кардинальности нечеткого множества // *Известия ЮФУ. Технические науки*. – 2022. – № 5. – С. 106-116.
20. *Герасименко Е.М.* Интеллектуальный анализ данных. Алгоритмы Data Mining: учеб. пособие. Изд-во ЮФУ, 2017. – 82 с.
21. *Pang B., Lee L.* A sentimental education: Sentiment analysis using subjectivity summarization based on minimum cuts // *Proceedings of the 42nd annual meeting on Association for Computational Linguistics*. – 2004. – P. 271.

REFERENCES

1. *Mansour S.* Social media analysis of user's responses to terrorism using sentiment analysis and text mining, *Computer Science*, 2018, Vol. 140, pp. 95-103.
2. *Wu K., Zhou M., Lu X. S., et Huang L.* A Fuzzy Logic-Based Text Classification Method for Social Media Data, *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC) Banff Center, Banff, Canada, October 5-8-2017*.
3. *Sathe J.B., Mali M.P.* A hybrid Sentiment Classification method using Neural Network and Fuzzy Logic, *11th International Conference on Intelligent Systems and Control (ISCO)*, 2017, pp. 93-96.
4. *Jefferson C., Liu H., Cocea M.* Fuzzy approach for sentiment analysis, *IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*, 2017, pp. 1-6.

5. Liu H., Cocea M. Fuzzy rule based systems for interpretable sentiment analysis, *Ninth International Conference on Advanced Computational Intelligence (ICACI)*, 2017, pp. 129-136.
6. Wang X., Zhang H. et Xu Z. Public Sentiments Analysis Based on Fuzzy Logic for Text, *International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering*, 2016, Vol. 26, pp. 1341-1360.
7. Ghani, Bajwa I., Ashfaq A. A fuzzy logic based intelligent system for measuring customer loyalty and decision making, *Symmetry*, 2018, 10, pp. 761.
8. Katarya R., Verma O.P. An effective web page recommender system with fuzzy c-mean clustering, *Multimed. Tools Appl.*, 2017, 76, pp. 21481-21496.
9. Nadali S., Murad M.A.A., Kadir R.A. Sentiment classification of customer reviews based on fuzzy logic, *International Symposium in Information Technology (ITSim), IEEE, Kuala Lumpur, Malaysia, 2010*, Vol. 2, pp. 1037-1044.
10. Rahmath P.H., Ahmad T. Fuzzy based sentiment analysis of online product reviews using machine learning techniques, *Int. J. Comput. Appl.*, 2014, 99, pp. 9-16.
11. Dey L., Haque S.M. Opinion mining from noisy text data, *International Journal on Document Analysis and Recognition (IJ DAR)*, 2009, Vol. 12, pp. 205-226.
12. Miao Q., Li Q., Zeng D. Fine-grained opinion mining by integrating multiple review sources, *J. Am. Soc. Inf. Sci. Technol.*, 2010, Vol. 61, pp. 2288-2299.
13. Howellsa K., Ertugan A. Applying fuzzy logic for sentiment analysis of social media network data in marketing, *Procedia Computer Science*, 2017, Vol. 120, pp. 664-670.
14. Jain P., Srivastava A., Singh V. and Hazela B. Aspect based sentiment analysis by fuzzy logic, *International Journal of Current Engineering and Technology*, 2019, Vol. 9, pp. 243-248.
15. Liu H., Cocea M. Fuzzy rule based systems for interpretable sentiment analysis, *Proceedings Ninth International Conference on Advanced Computational Intelligence*, 2017, pp. 129-136.
16. Bai Y., Wang D. Fundamentals of fuzzy logic control – fuzzy sets, fuzzy rules and defuzzifications, *Advanced Fuzzy Logic Technologies in Industrial Applications. Advances in Industrial Control*. Springer, 2006, pp. 17-36.
17. Pang B., Lee L. Opinion mining and sentiment analysis, *Foundations and Trends in Information Retrieval*, 2006, Vol. 2, pp. 1-135.
18. Chopra F.K., Bhatia R. Sentiment analyzing by dictionary based approach, *International Journal of Computer Applications*, 2016, Vol. 152, pp. 32-34.
19. Gerasimenko E.M., Stetsenko V.V. Analiz tonal'nosti tekstovykh otzyvov s primeneniem tonal'nykh slovarey i kardinal'nosti nechetkogo mnozhestva [Sentiment analysis of text reviews using tone dictionaries and fuzzy set cardinality], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences]*, 2022, No. 5, pp. 106-116.
20. Gerasimenko E.M. Intellektual'nyy analiz dannykh. Algoritmy Data Mining: ucheb. posobie [Data mining. Algorithms of data mining: textbook]. Izd-vo YuFU, 2017, 82 p.
21. Pang B., Lee L. A sentimental education: Sentiment analysis using subjectivity summarization based on minimum cuts, *Proceedings of the 42nd annual meeting on Association for Computational Linguistics*, 2004, pp. 271.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор А.Н. Целых.

Герасименко Евгения Михайловна – Южный федеральный университет; e-mail: egerasimenko@sfedu.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: 88634371651; кафедра систем автоматизированного проектирования; к.т.н.; доцент.

Стеценко Валентина Витальевна – e-mail: vstecenko@sfedu.ru; кафедра систем автоматизированного проектирования; аспирант.

Gerasimenko Evgeniya Michailovna – Southern Federal University; e-mail: egerasimenko@sfedu.ru; Taganrog, Russia; phone +78634371651; the Department of Computer Aided Design; cand. of eng. sc.; associate professor.

Stetsenko Valentina Vitalievna – e-mail: vstecenko@sfedu.ru; the Department of Computer Aided Design; postgraduate.