

3. Тестовые баллы по-разному достоверны для разных испытуемых: в экстремальных случаях оценки менее надежны (достоверны), чем в середине распределения.

4. В целом классическая теория недостаточна надежна и универсальна.

Для решения этих проблем классической теории тестирования была разработана современная теория тестирования (IRT), которая предполагает, что получаемые при тестировании баллы испытуемых определяются ненаблюдаемыми переменными – латентными параметрами и имеет следующие достоинства:

1. Характеристики заданий не зависят от группы испытуемых, при помощи которой они были получены.

2. Оценки проявленности того или иного диагностического параметра у испытуемого не зависят от используемой диагностической методики.

3. Благодаря итерационной процедуре нахождения оценок параметров IRT учитывает степень значимости («вес») ответа на каждый вопрос методики для получения конечного балла [1].

Чтобы учесть все это, пришлось бы создавать две системы тестирования, но более простой путь – предоставить выбор преподавателю. Т.е. сделать возможность присваивания балла каждому ответу, и создания формулы, в которой преподаватель сам учтет, какой результат он хочет получить от тестирования.

#### Литература:

1. Аванесов В. ITEM RESPONSE THEORY: основные понятия и положения.  
– URL: <http://testolog.narod.ru/Theory59.html>.

УДК 681.3

## МЕТОДЫ И ПЕРСПЕКТИВНЫЕ НАПРАВЛЕНИЯ ИССЛЕДОВАНИЙ В ЗАДАЧЕ АВТОМАТИЧЕСКОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ТЕКСТОВ ПО ЭМОЦИЯМ THE METHODS AND PERSPECTIVE RESEARCH DIRECTIONS IN THE PROBLEM OF AUTOMATIC TEXT CLASSIFICATION ACCORDING TO EMOTIONS

М.В. Клековкина  
M.V. Klekovkina

ГОУ ВПО «Вятский государственный гуманитарный университет»  
Vyatka State University of Humanities

*The problem of recognition of emotions in the text is considered in this article. The overview of methods of text classification according to emotions is given, several problems from this area are underlined. Promising areas of research are specified.*

#### Введение

Проблемой автоматической классификации текстов по эмоциям научное

сообщество заинтересовалось сравнительно недавно, поэтому данная область пока недостаточно изучена. Однако интерес к этой теме возрастает в связи с важными приложениями. Особенно необходима автоматическая классификация текстов по эмоциям для маркетинговых исследований, мониторинга новостей и форумов, аффективных вычислений (affective computing) и приложений, таких как электронная среда обучения, интерфейсы на естественном языке, образовательные или развлекательные игры. Также использовать результаты анализа эмоций можно для генерации текстов, выражающих эмоции [6].

### **Задача распознавания эмоций в тексте**

Для задачи автоматической классификации текстов по эмоциям выделяют семь основных классов эмоций [7]: счастье, печаль, гнев, отвращение, удивление, страх, а также нейтральные эмоции. Для упрощения задачи классификации используется разделение эмоций на положительные, отрицательные и нейтральные [3]. Исследование эмоций в тексте может проводиться с двух точек зрения. Во-первых, можно исследовать, как влияют эмоции автора текста на выбор определенных слов или других языковых элементов. Во-вторых, как читатель интерпретирует эмоции в тексте, и как используются языковые средства для выражения эмоций писателя. Особенно интересно как люди выражают эмоции; узнав это, можно имитировать данный процесс в компьютерной программе. На сегодняшний день существует множество исследований лингвистов, определяющих, что является показателями эмоций в тексте и как используются языковые элементы для передачи этих эмоций [2, 10, 13].

### **Методология**

Существуют два основных подхода для классификации эмоций: символический подход (symbolic techniques) и подход машинного обучения (machine learning techniques). В символическом подходе используются созданные вручную правила и словари, а в подходе машинного обучения автоматически строится математическая модель на основе большого обучающего набора.

Среди *символических методов* выделяют:

1. метод, основанный на словаре. В данном методе текст рассматривается как набор слов без учета любых отношений между отдельными словами. Определяется эмоция каждого слова, затем эти значения объединяются при помощи некоторой функции (например, среднее или сумму). Определение эмоции одного слова можно производить с использованием:

- веб-поиска [12]
- лексических баз данных (например, WordNet) [4, 8].

1) Метод, определяющий эмоциональную окраску предложений (sentiment of sentences) [9]. Простое обнаружение эмоций слов может определить, является ли предложение положительно или отрицательно ориентированным, однако не объясняет к какой теме данное чувство направлено. Поэтому в данном методе кроме определения эмоции слов, рассматриваются также отношения между словами в предложении.

В методах машинного обучения наиболее важным решением при классификации текстов является выбор модели представления документов. Существует несколько основных подходов к выбору моделей:

- документ представлен в виде вектора, где элементы указывают на частоту появления слова в документе;
- документ представлен не отдельными словами, а парами, тройками или даже большей подпоследовательностью слов из заданной последовательности (например, предложения);
- документ представлен леммами слов, а не их буквальным представлением в тексте;
- документ представлен только его прилагательными.

К методам машинного обучения относятся:

1) метод опорных векторов. Данный метод предназначен для построения гиперплоскости, разделяющей два множества объектов. Если объекты линейно неразделимы, то строится гиперплоскость, разделяющая объекты с наименьшей возможной ошибкой.

2) Наивный метод Байеса. Это вероятностный метод построения математической модели, основанный на применении теоремы Байеса со строгими (наивными) предположениями о независимости слов текста (появление одного слова не зависит от появления другого).

3) Метод максимальной энтропии. Существует несколько математических моделей, для которых объекты удовлетворяют ограничениям, наложенным на эти модели. Для классификации из данных моделей выбирается та, которая имеет максимальную энтропию.

### **Нерешенные проблемы**

Используя методы, описанные выше, можно получить достаточно хорошие результаты, однако остаются нерешенными ряд проблем в данной области:

1) определение отношения эмоций к конкретной теме. Часто бывает, что человек высказывает свое мнение по отношению к нескольким темам в рамках одного текста или предложения. Когда предложение содержит много негативных эмоций, выраженных к другой теме, отличной от той, которую мы исследуем, предложение классифицируется как отрицательное, хотя в действительности это может быть неверно.

2) Нейтральный текст. Не весь текст положительно или отрицательно ориентирован. Часто полезным бывает определить, какой фрагмент текста выражает субъективное, а какой объективное содержание [14]. К субъективному содержанию относится мнение, оценка, эмоции писателя, а объективное используется для передачи предметной, фактической информации.

3) Межпредметная классификация. Классификатор, обученный на данных из одной предметной области, часто непригоден для использования его на другой предметной области. Исследования Aue A. и др. [1], Finn A. и др. [5] показывают, что анализ эмоций является предметно-ориентированной проблемой и достаточно трудно создать предметно независимый классификатор. Одним из возможных

решений является обучение классификатора на смешанном наборе данных из разных предметных областей.

4) Качество текста. Автоматически собранные тексты могут содержать большое количество ненужной информации («шума»), которая должна быть возвращена (например, меню сайтов, ссылки и др.). Данная информация может быть смешана с необходимыми нам данными, что делает фильтрацию более трудной. Также язык, используемый писателями, может содержать много сленга и опечаток. Все это оказывает негативное влияние на классификацию, особенно «шум» может запутать машинное обучение, предоставив объекты с большим числом ненужных признаков.

Очевидно, что решение данных проблем позволит улучшить эффективность классификации текстов по эмоциям.

### **Направления наших исследований**

В нашем исследовании планируется провести ряд экспериментов для выявления наиболее эффективного метода машинного обучения при различных моделях представления документов. В дальнейшем предлагается скомбинировать найденный оптимальный метод с символическим методом, определяющим эмоциональную окраску предложений, что позволит определять принадлежность эмоции к конкретной теме.

Для обучения классификаторов планируется создание репрезентативных русскоязычных коллекций для классификации по эмоциям текстов, относящихся к разным предметным областям. При использовании смешанного набора данных для обучения, будет возможно правильно определять эмоциональную окраску слова для конкретной темы. Например, словосочетание «*непредсказуемый руль*» имеет негативную эмоциональную окраску, в то время как «*непредсказуемый сюжет*» выражает положительные эмоции.

Для определения эмоциональной окраски отдельного слова необходимо на основе специальных лингвистических исследований выявить ключевые закономерности использования языковых средств для выражения эмоций в русском языке.

### **Заключение**

В данной работе приведена постановка задачи автоматической классификации текстов по эмоциям и дан обзор методов, используемых для решения этой задачи. Хотя многие из методов показывают неплохие результаты, существует еще множество проблем в данной области, которые требуется преодолеть. Кроме того, необходима разработка новых методов, позволяющих эффективно классифицировать тексты по семи и более классам эмоций.

### **Литература:**

1. Aue, A. Customizing sentiment classifiers to new domains: a case study [Текст] / A. Aue, M. Gamon // In Submitted to RANLP-05, the International Conference on Recent Advances in Natural Language Processing, Borovets, BG, 2005.

2. Biber, D. Styles of stance in english: Lexical and grammatical marketing of evidentiality and affect [Текст] / D. Biber, E. Finegan // Text 9, 1989, pp. 93-124.
3. Boiy, E. Automatic Sentiment Analysis in On-line Text [Текст] / E. Boiy, P.Hens, K. Deschacht, M. F. Moens // ELPUB 2007, pp. 349-360.
4. Fellbaum, C. (ed.) Wordnet: An electronic lexical database [Текст] / C. Fellbaum // Language, Speech, and Communication Series, MIT Press, Cambridge, 1998.
5. Finn, A. Learning to classify documents according to genre [Текст] / A. Finn, N.Kushmerick // J. American Society for Information Science and Technology, Special issue on Computational Analysis of Style, 57(9), 2006.
6. Inkpen, D. Analysis and Generation of Emotion in Texts [Текст] / D. Inkpen, F.Keshtkar, D. Ghazi // In KEPT 2009 Knowledge Engineering-Principles and Techniques, Selected Papers, M. Frentiu and Horia F. Pop (eds.), Presa Universitara Clujeana, ISSN: 2067-1180, 2009, pp. 3-13.
7. Inkpen, D. Classifying text by mood and emotion [Электронный ресурс] // – 2009. - [http://clg.wlv.ac.uk/admin/docs/D\\_Inkpen\\_17.06.09.pdf](http://clg.wlv.ac.uk/admin/docs/D_Inkpen_17.06.09.pdf)
8. Kamps, J. Using WordNet to measure semantic orientation of adjectives [Текст] / J. Kamps, M. Marx, R. J. Mokken, M. de Rijke // LREC 2004, volume IV, pp.1115-1118.
9. Mulder, M. A lexical grammatical implementation of affect [Текст] / M. Mulder, A. Nijholt, M. Den Uyl, P. Terpstra // Proceedings of TSD-04, the 7th International Conference Text, Speech and Dialogue, Lecture Notes in Computer Science, vol. 3206, Springer-Verlag, Brno, CZ, 2004, pp. 171–178.
10. Osgood, C. E. The Measurement of Meaning [Текст] / C. E. Osgood, G. J. Suci, P. H. Tannenbaum // University of Illinois Press, 1971 [1957].
11. Tao, J. Affective Computing and Intelligent Interaction [Электронный ресурс] / J. Tao, T. Tan, R. W. Picard // First International Conference, ACII 2005, Beijing, China, October 22-24, 2005. - <http://www.springerlink.com/content/r153122u1vn0/#section=588240&page=1&locus=87>
12. Turney, P. Thumbs up or thumbs down? Semantic orientation applied to unsupervised classification of reviews [Текст] / P. Turney // Proceedings of ACL-02, 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, Association for Computational Linguistics, 2002, pp. 417-424.
13. Wallace, A. F. C. Sharing and diversity in emotion terminology [Текст] / A. F. C. Wallace, M. T. Carson // Ethos 1 (1), 1973, pp. 1-29.
14. Wiebe, J. Development and use of a gold-standard data set for subjectivity classifications [Текст] / J. Wiebe, R. F. Bruce, T. P. O'Hara // In Proceedings of the 37th annual meeting of the Association for Computational Linguistics on Computational Linguistics, Association for Computational Linguistics, College Park, US, 1999, pp.246–253.