

# Семантическое сходство для Анализа тональности на основе аспектов

Блинов П.Д. (blinoff.pavel@gmail.com)

Котельников Е.В. (kotelnikov.ev@gmail.com)

Вятский государственный гуманитарный университет, г. Киров, Российская Федерация

В статье исследуется проблема автоматического анализа тональности на основе аспектов. Такой вариант выполнить сложнее, чем общий анализ тональности, но он значительно расширяет границы методов анализа неструктурированного текста. В начале рассматриваются предыдущие подходы и работы. В этой части также дается описание данных для обучающих и тестовых коллекций.

Во второй части статьи описаны методы новых подзадач аспектного анализа тональности. Методы извлечения аспектных терминов основаны на векторном пространстве распределенных представлений слов. Метод обнаружения поляриности терминов основан на использовании точечной взаимной информации и меры семантического сходства. Приведены результаты семинара SentiRuEval для автомобилей и ресторанов. Предложенные методы позволили добиться хороших результатов в нескольких ключевых подзадачах. В задаче определения поляриности аспектов и анализе настроений все обзоры по аспектным категориям методы показали наилучший результат для обеих областей. В задаче категоризации терминов наш метод занял второе место. Для извлечения термина аспекта первый результат, полученный для домена ресторана, с оглас критерия точности совпадения.

Ключевые слова: SentiRuEval, анализ тональности на основе аспектов, машинное обучение, распределенные представления слов, семантическое сходство.

## 1. Введение

В последние несколько лет анализ настроений стал важной задачей в области обработки естественного языка. Задача интересна исследователям из-за своих сложных свойств. Эта задача привлекает бизнес-сообщество тем, что открывает потенциально широкие возможности для анализа неструктурированного текста и отслеживания отношения целевой аудитории к продукту или бренду.

Постановка проблемы анализа тональности быстро развивается с точки зрения детализации: от всего текста и предложений до уровня фраз (Фельдман, 2013). Последний уровень анализа — наиболее детальная версия, с помощью которой можно распутать ложные мнения в отзывах. Анализируются мнения и настроения в отношении конкретных аспектов рассматриваемого объекта, например, аспектов еды, обслуживания и цен ресторана объекта. Такая детальная задача называется анализом настроений на основе аспектов (Liu, 2012). Для упрощения задачу часто можно разделить на следующие подзадачи:

Блинов П.Д., Котельников Е.В.

- 1) извлечение термина аспекта; 2)  
обнаружение поля рности термина аспекта; 3)  
обнаружение поля рности категории аспекта.

В этой статье мы представляем новые методы решения этих подзадач. Методы в основном основаны на распределенных представлениях слов и понятии семантического сходства.

Остальная часть статьи структурирована следующим образом. Раздел 2 дает обзор предыдущих работ. Характеристики обучающих и тестовых текстовых данных приведены в разделе 3. Раздел 4 содержит описания методов и результаты для предложенных подзадач. Окончательные выводы приведены в разделе 5.

## 2. Связанная работа

Есть много исследований работ по проблеме анализа настроений, меньше о ее аспектной версии. Число статей на эту тему для английского языка выполнено много работ (Лиу, 2012), для русского — меньше (Блинов, Котельников, 2014). Недавно произошел всплеск исследований интереса к задаче в связи с семинаром SemEval-2014 (Pontiki et al., 2014), где одной из ключевых тем был аспектно-ориентированный анализ настроений. Здесь мы даем краткий анализ применяемых подходов и методов, касающихся двух основных подзадач: выделения аспектных терминов и обнаружения поля рности аспектных терминов.

Для решения проблемы извлечения аспектных терминов участники прибегают к двум основным подходам (Лиу, 2012): 1)

- подход основанный на частоте; 2)  
подход машинного обучения.

Пожалуй, первая и самая известная работа из первого подхода — это (Hu, Liu, 2004).

В двух словах, общая идея подхода состоит в том, чтобы найти существительные и именные словосочетания и с помощью некоторой техники отфильтровать их, чтобы оставить только релевантные аспектные термины. В качестве таких фильтров часто используются статистические критерии (Schouten et al., 2014). Методы анализа новых правил и зависимостей составляют еще одну группу таких методов фильтрации (Pekar et al., 2014; Zhang et al., 2014).

Данную задачу легко сформулировать в терминах задач извлечения информации, поэтому еще один популярный подход основан на методах маркировки последовательностей. Участники семинара SemEval-2014 широко использовали известный метод случайных полей (CRF) (Киритченко и др., 2014; Чернышев, 2014). Фактически, наилучшие результаты в задаче извлечения терминов были достигнуты с помощью этого метода с общими функциями распознавания именованных объектов и функциями, связанными с различными списками имен и классов слов (Toh, Wang, 2014). Каждое слово может быть описано с точки зрения признаков, поэтому для решения этой задачи также используются традиционные методы машинного обучения для классификации (Brun et al., 2014; Gupta, Ekbal, 2014).

Для задачи обнаружения поля рности термина аспекта большинство решений используют внешние ресурсы настроений. (Борнебуш и др., 2014) использовали Стэнфордские деревья тональности для определения тональности терминов. Наилучшие результаты (Wagner et al., 2014) были получены с помощью классификатора SVM и признаков, основанных на сочетании четырех богатых словарей настроений.

3. Текстовые данные

В этом году оценка анализа настроений была организована на русском языке и называлась SentiRuEval (Лукачевич и др., 2015). Оценка включала два типа задач: аспектно-ориентированный анализ тональности отзывов пользователей и объектно-ориентированный анализ тональности русских твитов. В статье рассматривается первая из этих задач.

Организаторы предоставляют данные о поездках по двум направлениям: обзоры ресторанов и автомобилей. Каждый рассматриваемый объект был разбит на несколько аспектов (также называемых аспектными категориями). Для ресторана было четыре аспекта: еда, интерьер, обслуживание и цена. Автомобиль анализировали по шести аспектам: комфорт, внешний вид, надежность, безопасность, управляемость и стоимость. Кроме того, каждый список аспектов был дополнен аспектом Целого для представления самого объекта.

Обзоры поездов были вручную аннотированы упомянутыми терминами аспектов в соответствии с аспектами, перечисленными выше. Существуют различные типы аспектных терминов (Лукачевич et al., 2015), но в нашем исследовании мы сосредоточимся только на аспектных терминах. Оценщики также попросили указать отношение к терминам, используя четырехбалльную шкалу: положительное, отрицательное, нейтральное и другое. Таким образом, каждый термин аспекта включает в себя информацию о категории аспекта и полярности. Все отмеченные тексты хранились в документах. Подробные количественные характеристики аспектных терминов для обучающих и тестовых данных для обеих областей приведены в табл. 1. Анализируя таблицу, можно увидеть обычную особенность задач анализа настроений: существенный перекос в сторону положительного класса.

Таблица 1. Эксплицитный аспект и распределение настроений

		Количество терминов			
		Ресторан		Автомобиль	
		Абсолют	%	Абсолют	%
Тренировочная	Положительный	1679	69,5	1513	48,0
	Отрицательный	380	13,5	858	27,2
	Нейтральный	714	25,3	690	21,9
	Оба	49	1,7	91	2,9
	Общий	2822	100	3152	100
Тест	Положительный	2478	70,7	1706	54,9
	Отрицательный	509	14,5	844	27,1
	Нейтральный	440	12,5	454	14,6
	Оба	79	2,3	105	3,4
	Общий	3506	100	3109	100

Помимо размеченных данных организаторы предоставляют неразмеченные текстовые данные для каждого домена: 19 034 отзыва для ресторана и 8 271 отзыв для автомобильного домена. Весь текст предварительно обработан морфологическим анализатором Mystem<sup>1</sup>.

1 Морфологический анализатор русского языка. URL: <http://tech.yandex.ru/mystem>.

4. Анализ нас трое ний на ос нове ас пек тов

Рас пределенные предс тавления слов демон стрируют с пос обно ть г руппировать семан тичес ки с х одные слова (Мик олов и др., 2013). Это с вой с тво может быть полезно для решения ос новных подзадач ас пектно о аналита тональнос ти. В наших методах получения рас пределенных предс тавлений мы ис пользуем модель skip-gram (Мик олов и др., 2013) в реализац ии библиотеки Gensim2. Эта модель дае т нам це лое векторное прос транс тво, в к оторое вс троены векторы слов. Для с оздания 300-мерных векторов слов ис пользовалос ь контек стное окно из пя ти слов. В качес тве вх одных дан ных для модели с кинг граммы ис пользовали с ь тольк о текс ты, предос тавленные орг анизаторами. Но большее количес тво немаркированных текс тов приводит к лучшему предс тавлению слов, что, безус ловно, облег чае т работу предла гаемого метода.

4.1. Явный метод извлечения термина ас пек та

В воркшопе SentiRuEval было два задания , с вя занных с извлечением термина ас пек та. ция . Наш метод имеет де ло тольк о с я вным извлечением членов ас пек та — зада ча A. Поскольку набор поез дов помечен ас пектными терминами, начальные наборы ис х одных слов мог у т быть построены для каж дог о ас пек та. Были отобраны все термины, с остоя щие из одног о слова (сущес твительные и г лаго лы).

Для неизвес тног о слова-вектора  $a=(a_1, \dots, a_n)$  с х одс тво с конкретным ас пек том  $asp$  определяе тся начальными  $a^k=(b_1, \dots, b_n)$  можно вычис лить через кос инус ное с х одс тво в векторном прос транс тве (Manning et al., 2008):

$$\cos(a, a^k) = \frac{a \cdot a^k}{\|a\| \|a^k\|} \quad (1)$$

начальных слов для  $asp$  вида,  $a^k=(b_1, \dots, b_n)$  — количес тво начальных слов слова.

Если это с х одс тво превышает поро говое значение, то слово помечаетс я как термин ас пек та. Порог для каж дой катег ории ас пек тов были определены путем 10-кратной перекрестной проверки.

Однако такая проц еду ра может найти тольк о однос ловные ас пектные термины. Но термины, с остоя щие из нес колькох слов, с оставля ют значительную част ь всех ас пектных терминов, ос obenно для конкретных ас пек тов, например, еды. По нашей оц енке в коллекц ии поез дов-ресторанов около пя ти част и вс ех терминов с оставля ют мног ословные термины. И ещ е больша я доля с ох раняе тся за с бором автопоез дов. Вероя тно, мног ословные термины мог у т быть обрабо таны ес тес твенным образом с помощью рас пределенных предс тавлений, но тре буе тся пере обра ботать име ющиеся в на шем распоря жении данные о поездках (дог овор N, count(pos) по раб оу) текс тов. Каж де му для этого не обходимо пере обра ботать все име ющиеся в на шем распоря жении прим еры по подс чету  $w$  pos

объединения отдельных терминов в с ложный приме нилс я набор правил. пос ледовате льно помеченные слова были объединены, а также объединены предло жениями count(w) pos N в термине одног о ас пек та. Например, котлетки из лос ося (фрикадельки из лос ося ) роллы наг риле (роллы наг риле). Друг ой набор правил обрабо тывает термины ас пек та катег ории.

2 Библиотека математическог о моделирования gensim. URL: <http://radimrehurek.com/gensim>.

Вес. Поскольку рецензенты часто ссылаются на ресторан по названию, которое содержится в метаданных отзыва, полное совпадение с этой строкой в тексте отзыва помечается как термин аспекта.

Базовый метод для этой задачи запоминает термины аспектов из обзоров поездов и ищет те же термины в обзорах тестов. В таблице 2 показаны исходные результаты, наилучшие результаты и результаты нашего метода в отношении критериев оценки точности и частичного совпадения (Loukachevitch et al., 2015). Мы применяем следующие обозначения (здесь и для результатов других задач): полужирный шрифт для лучшего результата и курсив для результата нашего метода. F1-мера была основной мерой для задач.

Таблица 2. Результаты задачи извлечения термина вногосекта (задача A)

		Точное соответствие (макрос)			Частичное соответствие (макрос)		
		run_id Точный отзыв			Прецизионный отзыв		
Ресторан	исходный уровень	55,70	F1 69,03	60,84	65,80	F1 69,60	66,51
	2_1	72,37	57,38	63,19	80,78	61,65	68,91
	4_1	55,06	69,01	60,70	68,86	79,16	72,84
Автомобиль	исходный уровень	57,47	62,87	59,41	74,49	67,24	69,66
	2_1	76,00	62,18	67,61	85,61	65,51	73,04
	3_1	66,19	65,60	65,13	79,17	72,72	74,82
	4_1	55,77	63,55	58,63	74,17	68,87	70,16

Наш метод показывает наилучший результат при извлечении терминов для домена ресторана по частичному совпадению, но при точном совпадении результатов уже. Для обоих вариантов оценки метод показывает более высокие значения полноты, чем точность. Это означает, что метод нашел много терминов, похожих на аспектные термины, которые на самом деле таковыми не являются.

Для автомобильной области наши результаты близки к базовым. Вероятно, это связано с небольшим объемом размеченных дополнительных данных. Чтобы получить хорошее векторное пространство, нужно как можно больше текстовых данных. Но для автомобильного домена дополнительный набор был в четыре раза меньше, чем для ресторана. Еще одним возможным объяснением таких плохих результатов являются композиционность другого термина аспекта. Например, в этом домене есть смешанные термины, содержащие числа и слова, такие как Двигатель 2,5 литра (Двигатель 2,5 литра), ваз 2114 (ВАЗ 2114) и т. д. Но наш алгоритм это не учитывает.

В целом базовые показатели для каждого домена довольно высокие, и даже лучшие результаты участников незначительно превышают их (все приросты составляют менее 10%). Одной из возможных причин высоких результатов относительно простых прикладных алгоритмов базовой линии (Loukachevitch et al., 2015) является качественная коллекция поездов, охватывающая большое количество терминологической лексики, которая весьма ограничена.

4.2. Метод определения полноты термина аспекта

Задача состоит в том, чтобы определить отношение к предопределенным аспектным терминам. Примеры поездов были классифицированы по четырех балльной шкале: положительные, отрицательные, нейтральные и

В большинстве случаев тональность аспектного термина определяется его контекстными словами. Чтобы представить этот контекст с точки зрения настроений, для каждого домена был создан лексикон настроений. Все глаголы и прилагательные являются единицами такого ресурса. Обработывается только один тип отрицания (наиболее распространенный): <not> + прилагательное или глагол>. Чтобы связать чувство с каждой единицей, мы используем два типа взвешивания: на основе семантических сходств и на основе точечной взаимной информации (PMI). Причина использования двух видов оценок заключается в том, что два разных источника информации о настроениях позволяют лучше оценить фактическое настроение.

единицы w определяются как (Islam, Inkpen, 2006):

Взаимная информация между единицей  $w_i$  и, например, классом положительных настроений  $PMI(w, pos)$  (и для отрицательного класса  $PMI$  расчитывался аналогичным образом) определяется как (Islam, Inkpen, 2006):

count(w, pos) – количество единиц w в положительных отзывах, N – количество документов, count(w) – количество единиц w во всех отзывах, count(pos) – количество положительных отзывов,  $\log_2 \frac{\text{count}(w, \text{pos})}{\text{count}(w) \cdot \text{count}(\text{pos})}$  – логарифм отношения вероятности появления слова w в положительных отзывах к произведению вероятности появления слова w в любом отзыве и вероятности появления положительного отзыва.

С помощью взвешенных словарных единиц каждый аспектный термин представлен в ближнем (три ближайших слова) и дальнем (шесть слов) контекстах в виде вектора признаков. В такой форме данные поездов используются в качестве входных данных для классификатора повышения градиента (Фридман, 2001).

Оба класса нас троений предс тавлены очень небольшим набором выборок (с м. Таблиц у 1). И для клас сификатора проблема узнать такой малопредс тавленный клас с. Наблюдая

Выявлена простая закономерность «обоих» видовых терминов: при большом количестве «обоих» терминов в предложении есть союз «но». И для решения вопроса было применено правило «присваивать термину оба оттенка, если в предложении есть союз «но».

Базовый метод для этой задачи был очень простым: присвоить основную мысль термину на основе статистики из коллекции поездов (в основном положительной). Результаты их одного уровня, нашего метода и участников, занявших второе место, приведены в таблице 3.

Таблица 3. Результаты определения полноты терминов аспекта (задача С)

		Точность отзыва с			Макроусреднение	
		микросреднее run_id	F1		Прецизионный отзыв	F1
Ресторан	исх.одный уровень	71,04	71,04	71,04	32,09	25,06 26,71
	4_1	82,49	82,49	82,49 58,72		55,69 55,45
	3_1	66,96	66,96	66,96	32,23	24,30 26,96
Автомобиль	исх.одный уровень	61,92	61,92	61,92	29,49	26,85 26,48
	4_1	74,28	74,28	74,28	57,25	56,67 56,84
	1_2	65,31	65,31	65,31	35,63	32,97 34,22

4.3. Метод классификации терминов аспекта

Цель задачи D состоит в том, чтобы классифицировать предопределенный набор терминов по категориям аспектов. Некоторые методы могут извлекать термины и в то же время определять его аспектную категорию. В данной работе задача категоризации терминов выделена в отдельный этап.

Для решения задачи D мы снова прибегли к сходству слов. В этом смысле эта задача противоположна задаче A. Решение состоит в том, чтобы вычислить сходство(1) для исходных наборов слов и выбрать категорию аспекта, которая максимизирует сходство. Для многословного термина одно векторное представление может быть найдено путем усреднения слов термина (поскольку каждое слово представлено своим вектором).

Базовый план для этой задачи идентичен базовому плану в задаче C: назначьте термину наиболее частотную встречающуюся категорию. С описанным методом наша команда заняла второе место в этой задаче (таблица 4).

Таблица 4. Результаты категоризации термина аспекта (задача D)

	run_id	п	р	F1
Ресторан	исх.одный уровень	87,42	77,37	79,96
	8_1	89,60	84,14	86,53
	4_1	86,27	79,63	81.10
Автомобиль	исх.одный уровень	66,72	51,89	56,36
	8_1	68,54	63,55	65,21
	4_1	71,46	57,50	60,77

Блинов П.Д., Котельников Е.В.

Интересно, что для автомобильного обзора показатели намного ниже, чем для ресторана. Вероятно, это потому, что лексика автомобильного обзора более переплетена и зависит от контекста. Для некоторых терминов трудно решить, к какой категории они относятся. Например, руль (руль) относится к аспекту Управление и Комфорт; обзор (видимость) происходит в аспекте Комфорт и Безопасность; и т.д. И вообще количество видовых категорий больше для автомобильной сферы: семь, тогда как для ресторанов всего пять.

4.4. Анализ тональности всего обзора по аспектным категориям

Задача состоит в том, чтобы определить отношение к категориям аспектов. Такие чувства относятся к своему обзору, а не к отдельным аспектам.

Так как решение задачи обнаружения полярности выполняется в трех балльной шкале, то задача автоматически решается и в этой шкале. К этому моменту в каждом обзоре есть список аспектов с определенным настроением и категориями. Для приведения настроений к числам использовались следующие сопоставления: +1 — положительное, -1 — отрицательное, 0 — оба. Для каждой категории суммирование по терминам настроения дает общее настроение категории аспекта. Если терминов для какой-то категории аспектов нет, она остается с обозначением «отсутствие». Если хотя бы один термин категории имеет обе тональности, ему присваивается вся категория.

В этом задании было не так много участников. Опять же, базовый уровень — это просто обозначение наиболее частого настроения для определенной категории аспектов. Результаты представлены в таблице 5.

Таблица 5. Результаты тонального анализа всего обзора по аспектным категориям (задача E)

	run_id	
Ресторан	исх общий уровень	Ф1 27,20
	4_1	45,82
	10_1	37,28
Автомобиль	исх общий уровень	23,68
	4_1	43,90

Полученные результаты являются самыми низкими для этой задачи (по сравнению с другими задачами) из-за ее сложности. Метод может быть введен в заблуждение из-за неправильно извлеченного термина аспекта или неправильного определения тональности термина.

5. Выводы

Мы описали полный стек методов для основных подзадач аспектного анализа тональности. Для достижения наилучших возможных результатов предлагаемые методы активно используют понимание семантического сходства между словами, статистические меры и созданные вручную правила.



Метод частичного совпадения критериев оценки для извлечения термина аспекта показал наилучшие результаты для домена ресторана среди четырнадцати методов. Точному совпадению результатов уже, но все же в топ-среди участников на четвертой позиции. Метод определения термина полиномики показал наилучшие результаты в обеих областях среди семи прогнозов. По задаче категоризации аспектных терминов наш метод был поставлен на вторую позицию. Также первое место в обеих областях занял метод анализа настроений по категоризации аспектов. Из хороших результатов можно сделать вывод, что предложенные методы могут быть использованы для практического применения для проведения детального анализа настроений пользователей.

Еще один вывод, который можно сделать, касается сложности анализа настроений для русского и английского языков. Фактически для одной задачи — точного определения термина аспекта — мы можем сравнить результаты с аналогичной задачей из SemEval-2014 (Pontiki et al., 2014). Там лучший результат по показателю F1 для домена ресторана составил 84%, в то время как в нашем конкурсе лучший результат составил всего 63%. Это приводит нас к выводу, что извлечение аспектных терминов для русского языка сложнее, чем для английского. Возможные источники проблемы — свободный порядок слов и более сложная морфология. Чтобы преодолеть это, методы машинного обучения с более широким использованием лингвистических и лексических знаний, вероятно, могут показать лучшие результаты для объектно-ориентированного анализа настроений.

## Благодарности

Мы хотим поблагодарить организаторов и оценщиков за их усилия по проведению такого оценочного семинара. Работа выполнена при поддержке Минобрнауки России, НИЧ № 586.

## Рекомендации

1. Блинов П.Д., Котельников Е.В. (2014), Использование определенных представлений для аспектного анализа настроений, Материалы международной конференции «Диалог», с. 739–746.
2. Борнебуш Ф., Кансино Г., Дипенбек М., Дрекслер Р., Джомкам С., Фанс еу А, Джалали М, Майкл М, Мохсен Дж, Нитце М, Пламп С., Соекен М, Чамбо Ф., Тони, Зиглер Х. (2014), ITас: анализ настроений на основе аспектов с использованием деревьев настроений и словарей, Материалы 8-го Международного семинара по семантической оценке (SemEval 2014), Дублин, с. 351–355.
3. Брун С., Попа Д., Ру С. (2014), XRCE: Гибридная классификация для анализа настроений на основе аспектов, Материалы 8-го Международного семинара по семантической оценке (SemEval 2014), Дублин, с. 838–842.
4. Чернышевич М (2014), IHS R&D Belarus: Междоменное извлечение характеристик продукта с использованием словных случайных полей, Материалы 8-го Международного семинара по семантической оценке (SemEval 2014), Дублин, с. 309–313.
5. Фельдман Р. (2013), Методы и приложения для анализа настроений, Com. с общения ACM, Vol. 56, с. 82–89.

Блинов П.Д., Котельников Е.В.

6. Фридман Дж. (2001), Аппроксимация жадных функций: градиентное повышение Ма Китай, Статистические анналы, Vol. 29, с тр. 1189–1232.
7. Гупта Д., Экбал А. (2014), ИТР: Контролируемое машинное обучение для анализа настроений на основе аспектов, Материалы 8-го Международного семинара по семантической оценке (SemEval 2014), Дублин, с тр. 319–323.
8. Ху М., Лю Б. (2004), Анализ и обобщение отзывов клиентов, Материалы десятой Международной конференции ACM SIGKDD по обнаружению знаний и анализу данных, с тр. 168–177.
9. Ислам А., Инкпен Д. (2006), PMI с оверлапом второго порядка для определения семантического сходства слов, Труды Международной конференции по языковым ресурсам и оценке, с тр. 1033–1038.
10. Кириченко С., Чжу С., Черри С., Мохаммад С. (2014), NRC-Канада-2014: Выявление аспектов и настроений в отзывах клиентов, Материалы 8-го Международного семинара по семантической оценке (SemEval 2014), Дублин, с тр. 437–442.
11. Лю Б. (2012), Анализ настроений и изучение мнений, Обобщающие лекции по технологиям человеческого языка, Vol. 5(1).
12. Лукашевич Н.В., Блинов П.Д., Котельников Е.В., Рубцова Ю.В., Иванов В.В., Тутубалина Е. (2015), SentiRuEval: Тестирование объектно-ориентированных систем анализа настроений на русском языке, Материалы международной конференции Dialog.
13. Мэннинг К., Рагхаван П., Шютце Х. (2008), Введение в информатику Treeval, издательство Кембриджского университета, Нью-Йорк.
14. Миколов Т., Суцкевер И., Чен К., Коррадо Г., Дин Дж. (2013), Распределенные представления слов и фраз и их композиционность, Труды NIPS, с тр. 3111–3119.
15. Пекар В., Афзал Н., Бонет Б. (2014), UBham: Лексические ресурсы и анализ зависимостей для аналитичности на основе аспектов, Материалы 8-го Международного семинара по семантической оценке (SemEval, 2014), Дублин, с тр. 683–687.
16. Понтики М., Галанис Д., Павлогулос Дж., Папаеоргиу Х., Андруцопулос И., Манандхар С. (2014), SemEval-2014 Задача 4: Аспектный анализ тональности, Материалы 8-го Международного семинара по семантической оценке (SemEval 2014), Дублин, с тр. 27–35.
17. Schouten K., Frasinca F., Jong F. (2014), COMMIT-P1WP3: обновленный набор оверлапов для анализа настроений на уровне аспектов, Proceedings of the 8th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval 2014), Дублин, с тр. 203–207.
18. Toh Z., Wang W. (2014), DLIREC: Извлечение аспектных терминов и систематизация поля рности терминов, Материалы 8-го Международного семинара по семантической оценке (SemEval 2014), Дублин, с тр. 235–240.
19. Вагнер Дж., Арора П., Кортес С., Барман У., Богданова Д., Фостер Дж., Тунс и Л. (2014), DCU: Классификация поля рности на основе аспектов для задачи SemEval 4, Труды 8-го Международного семинара по семантической оценке (SemEval 2014), Дублин, с тр. 223–229.
20. Чжан Ф., Чжан З., Лан М. (2014), ECNU: Комбинированный метод множественных признаков для извлечения аспектов и классификации поля рности настроений, Материалы 8-го Международного семинара по семантической оценке (SemEval 2014), Дублин, с тр. 252–258.