|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | **Софийски университет „Св. Кл. Охридски”**Факултет по математика и информатика *Катедра „Софтуерни технологии”* |  |

***Тодор Васков Цонков***

**Изследване на мнения и чувства от текстове от социалните мрежи**

***Автореферат***

надисертационен труд*за присъждане на образователна и научна степен* ***„доктор”****в професионално направление 4.6 „Информатика и компютърни науки“. научна специалност 01.01.12 „Информатика” (Изкуствен интелект)*

**Научен ръководител:**

**проф. д-р Иван Койчев**

**СОФИЯ, 201****6**

**СЪДЪРЖАНИЕ**

[1. Обща характеристика на дисертационния труд 4](#_Toc443481202)

[1.1 Актуалност на изследвания проблем 4](#_Toc443481203)

[1.2 Цели на дисертацията 5](#_Toc443481204)

[1.3 Структура 5](#_Toc443481205)

[2 Обзор на задачите и подходите за извличане на мнения от текст 6](#_Toc443481206)

[2.1 Обработка на естествен език 7](#_Toc443481207)

[2.2 Извличане на мнения от текст и социалните мрежи 9](#_Toc443481208)

[3 Обобщен алгоритъм за автоматично засичане на текстове с двойно значение 9](#_Toc443481209)

[3.1 Увод 9](#_Toc443481210)

[3.2 Използване на евристични правила 11](#_Toc443481211)

[3.3 Проектиране на специални характеристики 12](#_Toc443481212)

[3.4 Експерименти за проверка на предсказващата точност 13](#_Toc443481213)

[4 Алгоритми за определяне на невярна информация и преувеличение в текст 16](#_Toc443481214)

[4.1 Алгоритъм за проверяване верността на мнения 16](#_Toc443481215)

[4.2 Експерименти за проверка на предсказващата точност 17](#_Toc443481216)

[4.3 Алгоритъм за разпознаване на хипербола и литота(пресилване и подценяване) 18](#_Toc443481217)

[5 Класификация на мнения и анализ на слухове от текстове на български език. Алгоритъм за подобрение на списъка от думи и изрази. 19](#_Toc443481218)

[5.1 Подход, базиран на правила, за автоматично засичане на слухове 19](#_Toc443481219)

[5.2 Експерименти за проверка на предсказващата точност 20](#_Toc443481220)

[5.3 Алгоритъм за подобряване на лексикона от думи 21](#_Toc443481221)

[5.4 Експерименти за проверка на предсказващата точност на алгоритъма за подобряване на лексикона от думи 22](#_Toc443481222)

[6 Изграждане на система за извличане на потребителски текстове и автоматично извличане на текст от социалните мрежи 23](#_Toc443481223)

[6.1 Изисквания 23](#_Toc443481224)

[6.2 Реализация 24](#_Toc443481225)

[7 Заключение 24](#_Toc443481226)

[7.1 Обобщение 24](#_Toc443481227)

[7.2 Приноси 25](#_Toc443481228)

[7.3 Публикации 26](#_Toc443481229)

[7.4 Доклади 27](#_Toc443481230)

[Използвана литература 27](#_Toc443481231)

# 1. Обща характеристика на дисертационния труд

## Актуалност на изследвания проблем

Всекидневно огромен брой мнения се публикуват в интернет и социалните мрежи, които са на различни езици и от различни местоположения. Извличането на информацията от тях е много важно за бизнеса. Очевидно е, че това не може да стане ефективно от хора, което прави задачата за автоматизирането на този процес изключително важна. Съществуващите подходи все още не са много ефективни, особено когато става дума за ирония и сарказъм, което показва необходимостта от разработването на нови методи за решаването на тази задача.

За да разрешим проблемите в извличането на мнения от текст, трябва да дадем подходяща дефиниция на мнение. За нуждите на дисертацията ще използваме следното определение на мнение - това е израз, който се състои от два ключови компонента - тема и чувство на мнението.

Да разгледаме примерното мнение “Обичам тази компания!”.

„Компанията“ е темата на мнението, а чувството, което е изразено, е “обичам”, което е положително.

В настоящата разработка разглеждаме проблемите за извличане на мнения от текст (opinion mining) и извличане на чувства от текст (sentiment analysis).

В научната литература по този въпрос двата термина обикновено се използват взаимозаменяемо. Съгласно (Peter Turney 2002) извличането на мнения от текст се стреми да определи отношението на автора на мнение към дадена тема или общото отношение или емоция, изразена в мнението.

Поради нарастващата нужда от използване на извличане на мнения от текст за практическите приложения, налице е значително нарастване на изследванията в тези две области в академичните среди, както и в приложенията им в индустрията. Към настоящия момент има поне двадесет компании, които предлагат услуги за извличане на мнения.

България е една от страните, в които се разработват продукти, които автоматично оценяват извличането на мнения от текст, и редица изследователи имат постижения в областта.

Aнализът на мненията на потребители за специфични теми може да бъде водещ индикатор за предсказване на резултатите от избори, маркетингови кампании, пускане на продукт на пазара.

Причината за големия интерес на компаниите към извличането на мнения от текст е, че то може да им помогне да намерят отговори на въпроси като:

* Kакво мислят потребителите за моята марка?
* Как потребителите приемат маркетинговите кампании относно продукт?
* Има ли начин да предвидим дали определена кампания (примерно реклама) ще е успешна или не, и така да преценим дали да инвестираме в маркетинг?
* Защо потребителите не купуват нашия продукт?

## Цели на дисертацията

Целите на настоящата дисертация са:

* Обзор на съществуващите методи в областта на извличането на мнения и на изградените приложения до момента. Фокусиране върху проблемите в извличането на истинското мнение от текстове с обратно и двойно значение в текстове. Предлагане на възможни подобрения.
* Изследване на особеностите на мненията от текстове от социалните мрежи и предлагане на алгоритъм за подобрението на съществуващи речници за определяне на отношение към темата за конкретна предметна област.
* Разработване на нови начини за засичане на невярна информация, сарказъм ирония, хипербола, литота и преувеличения в текстове. Проверка на предсказващата точност на разработените алгоритми с мнения от социалните мрежи.
* Изграждане на приложение за извличането на мнения от текст, което да помогне на потребители за определяне на чувствата в текста.

Стремежът е алгоритмите, които ще бъдат разработени в дисертацията, да са, доколкото е възможно, езикови и тематично независими. За подобряване на точността на предсказване е необходимо да се знаят предварително езикът и темата.

##  Структура

Дисертацията е с обем от 102 страници и е разделена на 7 глави. Приложени са 19 таблици и 26 илюстрации (фигури). Цитирани са 85 източника.

Дисертацията е организирана по следния начин:

* В глава 2. се разглеждат проблемите в извличането на текст. Описват се различните решения до момента и се обосновава защо е избрана предметната област за автоматично засичане на ирония, сарказъм, хипербола и неверни твърдения в текст.
* В глава 3. се описани разработените обобщени методи за автоматично откриване на текстове от социалните мрежи с двузначно значение. Планират се експерименти за оценка на емпирични правила, за избор на разделящи характеристики и за оценка на алгоритми за учене на класификатори. Разглеждан е и случаят за откриване на ирония, сарказъм и сатира върху текстове на български език.
* В глава 4. се разглеждат разработените методи за определяне на невярна информация и преувеличение в текст. Представят се проведени експерименти с данни от социалните мрежи, които показват по-добри резултати от съществуващите методи.
* В глава 5. е представен подход за класификация на мнения от текстове на български език, основан на правила за автоматично засичане на слухове от текстове от социалните мрежи на български език и алгоритъм за подобряване на списъка от думи от предметна област.
* В глава 6. е представена система за извличане на потребителските текстове от социални мрежи и са извлечени различни статистики, за да се покаже ползата за потребителя на приложението. Предлага се търсене по ключова дума и се определя чувството в текста по скалата (-5;+5).
* Глава 7. е заключение, обобщава постигнатите резултати и предлага препоръки за бъдещи изследвания по темата. Разглежда се библиография и е представена декларация за оригиналност.

# Обзор на задачите и подходите за извличане на мнения от текст

Мотивацията за разглеждането на проблемите в извличане на мнения от текст е да се демонстрира защо задачата е толкова трудна, какви са актуалните тенденции към момента на писане на дисертацията и защо е избрана точно предметната област, разгледана в следващите глави.

Съгласно (Richard Pang 2010) има четири фактора, които ни спират в момента да разчитаме сляпо на автоматичните методи за извличане на чувства от текст:

* Контекст - положително и отрицателно чувство може да имат противоположна анотация в зависимост от контекста (например “Интернет доставчикът ми е най-добрият щом става въпрос да ми вземе парите.”)
* Двусмислие на изреченията: Изречения с положителна или отрицателна дума, които не е задължително да изразяват някакво чувство. Например: “Може ли да препоръчаш някоя добра книга по темата?”. Това изречение не показва никакво чувство, въпреки че използва положителната дума “добра”.

Друг пример е: “Пътуваме много време и не се вижда краят”. Отново няма отрицателни думи, въпреки че отношението е явно отрицателно.

* Сарказъм, ирония, хипербола, лъжливи изказвания (разгледани са по-подробно в следващите глави). Общото е, че дума, която носи положително значение, може всъщност да носи отрицателно, и обратното, ако се използва някоя от изброените по-горе литературни форми. Примерно: “Много съм щастлив, че противниците ни ни победиха.”
* Използван език - думите могат да променят значението си и чувството в тях в зависимост от използвания език. Това се вижда в жаргоните, диалектите и вариациите на езика. Например: “Направихме луд купон снощи” и “Ти си напълно луд!”, думата “луд” има положително и отрицателно отношение в зависимост от жаргона и контекста.

Да разгледаме проблемите при автоматичното извличане на мнения от текст.

## Обработка на естествен език

Една от най-големите трудности в извличането на мнения от текст е при обработката на естествен език. Да разгледаме следното мнение:

Регистрирах се за пробна версия на продукта. Засега го обожавам. Отчетите са невероятни. Блогът им е информативен. Обаче колегите ми мислят, че продуктът е много скъп.

Можем да разбием мнението на изречения:

 (1) Регистрирах се за пробната версия на продукта.

(2) Засега го обожавам.

(3) Отчетите са невероятни.

(4) Блогът му е информативен.

(5) Обаче колегите ми мислят, че продуктът е много скъп.

Въпреки че мнението като цяло е положително, има всякакви чувства в текста - положително, отрицателно и неопределено:

(1) е неутрално, тъй като няма никакво чувство в текста.

(2) изразява положително мнение за продукта като цяло.

(3) изразява положително отношение към отчетите на продукта.

(4) изразява положително отношение към блога на продукта.

(5) изразява отрицателно отношение към цената на продукта.

От този пример можем да достигнем до следните изводи:

Зад всяко съдържание има лице, което ние ще наричаме носител на мнението. Може да имаме и повече от едно лице, което е носител на мнението. В изреченията (1)-(4) носителят на мнението е авторът на мнението, а в (5) – неговите колеги. За разлика от (1), (2)-(5) не могат да бъдат взети извън контекста, тъй като нямат много смисъл сами по себе си. Да вземем за пример (3) – можем да видим, че мнението е около един аспект от продукта - отчетите. Ако мнението е по-пълно, може да се разгледат и различни характеристики на този аспект (отчетите) - може да се разгледа и достоверността им, пълнотата им, дизайнът, представяне и т.н. Следователно темите могат да бъдат разбити на различни аспекти.

Освен това мненията могат да се променят с времето в зависимост от различни фактори, които могат да бъдат субективни (промяна на настроението на потребителя) и обективни (промяна на цената на продукта). Затова е много важно да се включи като размерност и времето в изследването на чувства от текст. Сега имаме пет фактора, които да разглеждаме в извличането на чувства от текст:

* Темата - какви са основните идеи на дискусията;
* Аспектите (подтемите и атрибутите): какво относно тези теми е тема на изречението;
* Чувства - какво е чувството на съдържанието и на мненията, което се съдържа;
* Носител - кой е авторът на мнението. Има ли повече от един автор и ако се различават по какво?
* Време - кога е публикувано съдържанието?

Изследването на тези 5 фактора прави извличането на чувства от текст изключително трудно.

В общият случай мненията могат да бъдат изразени върху всякаква цел - например продукт, услуга, личност, организация или събитие. Използваме този израз да определим целевата група, която е коментирана. Обектът може да има множество от компоненти (или части) и множество от атрибути, които ще дефинираме като черти на обекта. Например, определена марка телефони е обект. Има компоненти (например: батерия и екран) и множество от атрибути (например: качество на звука и големина), които са свойства на обекта. Мнението може да бъде изразено за всяка черта на обекта, както и за самия обект (например: “Харесвам IPhone. Има страхотен дисплей.“). Първото изречение изказва мнение за обекта, а второто – за свойство на обекта. Носител на мнението ще наричаме човека или организацията, която изразява мнението. В случай на мнения за продукти, обикновено носителят на мнението е авторът на мнението. В новинарски статии например носителят на мнението често е някой друг и трябва да бъде разпознат. Например: “Президентът Обама каза, че ще направи здравна реформа.”

Мнението за характеристика *f* или обект *о* е положително или отрицателно мнение или оценка на *f* или *o* от носител на мнение. Положително и отрицателното са ориентация на мнението. На основата на тези понятия ще дефинираме модел на обект и модел на текст, в който се съдържа мнение. Това общо се определя като извличане на мнения от текст на основата на свойства.

Обект определяме като крайно множества от свойства, което включва и самият обект като специално свойство. Всяко свойство може да бъде описано с крайно множество от думи или фрази, които са синоними на свойството. Документ, който съдържа мнения се дефинира като документ *d*, съдържащ мнения относно множество от обекти), като мненията са от множество от носители на мнения. Мненията за всеки обект са изразени като подмножество на характеристиките на подмножество *Fj* на черти. Мнението може да бъде един от двата типа:

* Директно мнение: Дефинираме като петорка (обект, характеристика на обекта, ориентация на мнението на обекта, носителя на обекта, време, когато е изразено мнението).

Ориентацията на мнението за обекта може да бъде отрицателно, неутрално и положително.

* Сравнително мнение - изразява връзка или предпочитание на два или повече обекта на основата на някои от общите им черти.

Например: “Моят телефон е по-добър от твоя. Камерата е с по-високо качество и звукът се чува по-добре. ”

В (Murthy Ganapathibhotla, Bing Liu 2011) се разглеждат по-детайлно проблемите за извличане на мнение на текст от сравнителни мнения, като се разглеждат алгоритми за извличане на сравнителни думи и правила за определянето им. Сравнителните думи биват класифицирани на два основни типа (увеличаващи значението - например повече, по-дълго, и намаляващи - по-малко, по-късо). Прави се подробна характеристика на сравнителните прилагателни в английския език и се прави втора класификация на контекстно зависими и контекстно независими.

 (Hu and Liu 2009), ( Liu et al 2005), (Popescu 2011) разглеждат извличане на мнения от текст от сравнителни изречения на основата на езикови правила.

## Извличане на мнения от текст и социалните мрежи

Извличане на мнения от текстове от социалната мрежа Twitter се оказва по-трудна задача в сравнение с тази при обикновените документи. Това отчасти се дължи на малката дължина на туитовете, честото използване на неформални и неправилни думи, и бързата еволюция на езика в Twitter.

Голяма част от разработките в анализа на настроение в Twitter са основани на избор на подходящи характеристики. (Go, A., Bhayani, R., Huang, L. 2009) разглеждат възможности за усилване на различни характеристики на *n*-грами с POS (Part of Speech) тагове в обучението на смесени класификатори включително Наивен Бейсов (NB), Максимална ентропия (MaxEnt) и Support Vector Machines (SVMs). Те откриват, че MaxEnt класификатор, обучен от комбинация от униграми и биграми, превъзхожда останалите модели, обучени от комбинация от POS тагове и униграми, с почти 3%.

# Обобщен алгоритъм за автоматично засичане на текстове с двойно значение

## Увод

Автоматичното откриване на двойно значение представлява голямо предизвикателство в областта на извличането на мнения от текст, като стандартните алгоритми не допринасят за очакваните резултати. В тази дисертация се представя един подход за автоматично откриване на двойно значение. Извличането на мненията от текстове от социалните мрежи става много широко разпространенo в анализа на чувства от текст. Повечето от тези мрежи предоставят публични API-та, които позволяват потоци от мнения по тема да бъдат обработвани в реално време и непрекъснато анализирани за извличане на общественото мнение по определена тема (Albert Bifet and Eibe Frank 2005).

За целите на дисертацията ще дефинираме двойно значение като множеството от следните термини – ирония, сарказъм и сатира.

В частта от тази дисертация няма да правим разлика между ирония, сарказъм и сатира. Причината за това е, че обикновено потребителите в социалните мрежи не правят ясна разлика между трите вида двойно значение. Провеждаме експеримент, за да проверим и потвърдим тази хипотеза. В настоящата глава ще предложим нов метод за определяне на двойно значение в текстове.

Следва кратко обобщено описание на метода:

Предлагаме девет правила, създадени от автора на дисертацията.

Определяме шест характеристики и оценяване точността на предсказването на всяка от тях.

Освен това сравняваме достоверността на три различни класификатора - Naive Bayes, K-Nearest Neighbours и Support Vector Machine. Също така изучаваме точността на предсказване на всички думи и биграми. Проверяваме предсказващата точност на алгоритмите, описани по-горе, върху мнения от социалните мрежи Facebook, Twitter и Google+. Тези мнения са били извлечени чрез HTTP заявки, използващи един от хештаговете #sarcasm, #irony или #satire, като подбираме 3000 мнения за всяка от заявките.

Разработките, представени в настоящата глава от дисертацията, са:

* Създаване на евристични правила за двойно значение за откриване и предоставяне на образци за лесна модификация, лесна проверка и лесна замяна на правилата.
* Създавана на корпус от мненията с двойно значение.
* Предложение на набор от характеристики, за предсказване на двойно значение. Провеждане на експеримент върху корпус от мнения от социалните мрежи за оценка на точността на предсказване на тези характеристики.
* Провеждане на експерименти с подходи на машинното самоообучение за автоматично определяне на двойно значение в текстовете от социалните мрежи.
* Осигуряване на експериментални доказателства, че потребителите в социалните мрежи не правят разлика между ирония, сарказъм и сатира.
* Експериментална проверка на точността на думи и биграми за определяне на двойно значение.
* Създаване и проверка на предсказващата точност на алгоритъм за ирония върху български текстове.

## Използване на евристични правила

Използваме девет евристични правила, за да открием дали мнението е наистина сатирично, иронично или саркастично. Проверяваме дали конкретни предположения за него могат да бъдат успешни при определяне дали то наистина може да се определи като ирония, сатира или сарказъм. Таблицата по-долу показва подробно обяснение на тези правила. Използването на двойно значение (съдържащо един от хештаговете #irony, #sarcasm и #satire) се среща рядко при други мнения и когато нямаме някакви специални познания по представената тема, задачата става невъзможна да се разреши. Деветте правила са избрани от група от 20 правила, основани на най-добрата точност по отношение на тест набор от 200 произволни мнения. Използваме четири основни критерии, за да се опише правило. Описание на правилата следва в таблицата по-долу:

|  |  |
| --- | --- |
| **Описание** | **Шаблон** |
| 1. Съдържа поне три позитивни или поне три отрицателни думи (само позитивни ИЛИ само отрицателни, а не комбинация от двете) | [+дума] И [+дума] И [+дума]ИЛИ [-дума] И[-дума] И [-дума] |
| 2. Съдържа положителна и отрицателна дума | [+дума] И [-дума] |
| 3. Автоматично засичане на двойно значение в текст чрез използване на думи с противоположно значение от списък. | [дума1] and [дума2] |
| 4. Съдържа положителна дума и отрицателна емоция. | [+дума] and [-емоция] |
| 5 Разликата между често срещаните и рядко срещаните думи от списък | Чести думи - редки думи |

Таблица 1 Правила, зависими от езика, за определяне на двойно значение в текст

|  |  |
| --- | --- |
| **Описание** | **Шаблон** |
| 6. Съдържа поне два от следните символа: [!], [?] или[...] | ([!] or[?] or […]) AND ([!] or [?] or […]) |
| 7. Използване на три последователни прилагателни | прилагателно и прилагателно и прилагателно |
| 8. Използване на дума в главни букви | [ДУМА] |
| 9. Съдържа “” или ‘’ | [‘’] OR [“”] |

Таблица 2 Използване на правила, независими от езика за откриване на двойно значение в текстове

##  Проектиране на специални характеристики

Използваме пет допълнителни характеристики, насочени към подобряване на точността на подхода, основан на правила. (Francesco Barbieri and Horacio Saggion, 2014) също използват характеристики за извличане на чувство от текст. Използваме части от техните характеристики, заедно с авторски изследвания по темата.

Следва едно по-обстойно описание и обяснение защо тези характеристики са били избрани:

1. Разликата между думи, съдържащи положителни настроения и отрицателни настроения, е показателно за двойно значение (Veale, T., and Hao, Y. 2010b) и от изследванията, направени от автора на тази дисертация. Изследваме броя на положителните и отрицателните думи. Те са избрани от списъците <http://www.enchantedlearning.com/wordlist/opposites.shtml> и са специфични за езика, на който се прави изследването.
Формално описана формулата е следната:
2. Броят на препинателни знаци, емотикони и връзки е важен, защото, както е показано в (Vanin,A.; de Freitas L.; Viera R.; Bochernistan M.2014 ), средният брой емотикони в иронични туитове е по-висок, отколкото в такива, които не са иронични. В допълнение, повече от един препинателен знак може да означава двойно значение, което е и целта на тази глава. Мнения с хиперлинкове обикновено изразяват мнението на автора за хиперлинка, което често може да бъде иронично, сатирично или саркастично. От 100 случайно избрани мнения за социалните мрежи, които са иронични, сатирични или саркастични, 65 съдържат хиперлинкове. Това може да се дължи на естеството на становищата на социалните мрежи, където се споделят много хиперлинкове.
Формулата, която го описва, е следната:
3. Броят прилагателни обикновено показва специална връзка към темата и по-често, отколкото не, изразява мнение, а не просто посочва факти. Дължината на мнението е важно, защото, както е показано в (Davidov, D.; Tsur, O.; and Rappoport, A. 2010), колкото по-дълго е мнението, толкова по-вероятно е то да е иронично или саркастично.
Използваме следната формула: сумата от дължината на мнението + брой прилагателни, умножено по 10.
Формално описана:
4. Определяме функцията интензитет, която се използва в (Dipankar D. and Sivaji B. 2012). Дефинираме интензитет като: интензитета на наречия и прилагателни и се изчислява резултатът на интензитета като сбор от интензитета както на наречията, така и на прилагателни.
5. Разликата между общи и редки думи измерва колко уникално мнението е в сравнение с другите. Дефинираме общи думи като един от най-често срещаните 2000 думи, които вземаме от: http://www.talkenglish.com/Vocabulary/Top-2000-Vocabulary.aspx. Другите думи се считат редки. Разликата се изчислява като разлика между общите думи и редките думите на разделени на всички думи в изречението.)

|  |  |
| --- | --- |
| **Номер** | **Описание на характеристиката** |
| 1. | Брой думи, съдържащи положително и отрицателно чувство в текста.  |
| 2. | Брой емоции, пунктуационни знаци и хиперлинкове |
| 3. | Брой на прилагателните |
| 4. | Интензитет  |
| 5. | Честота (разлика между общи и редки думи).  |

Таблица 3 Описание на характеристиките на мненията

Предсказващата точност на характеристиките е описана в частта експерименти по-долу.

## Експерименти за проверка на предсказващата точност

В настоящата част от главата правим проверка на предсказващата точност за двойно значение върху 3000 становища от Twitter и Facebook, съдържащи един от хештаговете #sarcasm, #satire или #irony. 80% от мненията са от Twitter и 20% от Facebook.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Правило #** | **Ирония** | **Сарказъм** | **Сатира** |
| 1 | 78% | 73% | 76% |
| 2 | 71% | 69% | 75% |
| 3 | 80% | 77% | 81% |
| 4 | 64% | 66% | 65% |
| 5 | 84% | 80% | 83% |
| 6 | 63% | 67% | 65% |
| 7 | 58% | 59% | 62% |
| 8 | 59% | 55% | 55% |
| 9 | 61% | 60% | 58% |
| 1-9 средно | 77.25% | 75.75% | 77.5% |

Таблица 4 Точност на правилата за определяне на двойно значение

Резултатите по-горе показват защо задачата на автоматично откриване на двойно значение в текстовете е толкова трудна. Без да се знаят много специфични детайли, обикновено е невъзможно да се създадат точни правила, когато няма конкретна информация за темата и авторите на мненията.

От резултатите в последния ред на горната таблица можем да заключим, че няма разлика между ирония, сатира и сарказъм в текстове от социалните мрежи, тъй като различията в точността са малки.

В долната таблица показваме точността на предсказване на предложените характеристики по отношение прогнозиране на двойно значение във всяка характеристика, описана по-горе.

|  |  |
| --- | --- |
| **Характеристика** | **Точност** |
| 1 | 74% |
| 2 | 70% |
| 3 | 63% |
| 4 | 59% |
| 5 | 67% |

Таблица 5 Точността на предсказване на характеристиките.

Точността при определяне на двойно значение на всяко от правилата по-горе показва, че чрез използването на думи самостоятелно е трудно да се постигне висока точност.

Сравняваме с подхода, базиран на правила, и алгоритъма на използване на характеристики с други подходи. Обучаваме и проверяваме предсказващата точност на три различни класификатори - Наивен Бейсов класификатор, K-най-близки съседи и Support VectorMachine. Избираме 4000 мнения от Facebook и Twitter проверяваме каква е прецизността на всеки класификатор, както е описано в частта Експерименти по-долу.

От тези мнения 2,000 съдържат тагове #irony , #satire или #irony, а други 2000 са избрани на случаен принцип от социалните мрежи.

В долната таблица изследваме предсказващата точност на характеристиките. Изследваме всички комбинации от две характеристики, тъй като, ако използваме три или повече характеристики, имаме твърде малко мнения, които да съответстват на тях, за да имаме смислена статистика.

|  |  |
| --- | --- |
| **Характеристики** | **Точност** |
| 1-2 | 82% |
| 1-4 | 77% |
| 2-4 | 73% |
| 1-5 | 77% |
| 1-3 | 76% |

Таблица 6 Точност на характеристиките

Точността е от гледна точка на мнения, които могат да бъдат класифицирани като иронични, саркастични или сатирични. Използваме пет характеристики, които са описани в частта на характеристиките като измерение, и по този начин се създават пет тримерни пространства.

Разстоянието, което се използва, е нормализирано манхатъново разстояние, като се използват класификаторите, реализирани във Weka.

Резултатите са представени в Таблицата по-долу.

|  |  |
| --- | --- |
| Класификатор | Точност |
| Naive Bayes | 79% |
| K-NN | 78% |
| Support Vector Machine | 81% |

Таблица 7 Точност на класификаторите

Освен тези характеристики, които са проверени върху всички думи и двойки от думи, за да се определи каква е точността на всяка, избираме думите и двойките думи и проверяваме каква е тяхната точност върху двойно значение, като са включени всички думи и двойки от думи, които са били използвани в тестовото множество от мнения.

За целите на това изследване няма да се прави разлика между ирония, сарказъм и сатира. Проверена е предсказващата точност върху двойно значение и резултатите могат да се видят в долната таблица, като е измервана точността върху два класа мнения - двойно значение и пряк смисъл (не двойно значение). Също така проверяваме предсказващата точност върху всичките думи, които могат да бъдат открити най-малко пет пъти в мненията, като това се прави, за да има достатъчен брой повторения на всяка дума/фраза, за да има смислена статистика.

|  |  |
| --- | --- |
| Дума или двойка думи | Точност |
| She/He/It | 52% |
| He/she/it has | 57% |
| It is | 64% |
| Finest | 66% |
| Wish | 60% |
| Smart | 77% |
| Congratulations | 80% |

Таблица 8 Точност на думите и на комбинациите от думи

Резултатите от таблицата показват, че използването само на термини не е добър начин за постигане на висока точност при предсказване на двойно значение.

Въпреки това думи като "поздравления" и "интелигентни" имат много добра предсказваща точност за двойно значение.

Тези резултати могат допълнително да бъдат използвани за оценяване на теглови характеристики. Проведените експерименти показват, че се постига подобряване на съществуващи резултати, изследвани върху текстове от социалните мрежи.

Резултатите дават убедителни доказателства, че няма разлика в предсказващата точност, когато проверяваме върху всяко едно от трите вида двойни значения.

# Алгоритми за определяне на невярна информация и преувеличение в текст

## Алгоритъм за проверяване верността на мнения

Използваме шест евристични правила да засечем дали мнението наистина е вярно, или не. Всяко от мненията може да изпълнява повече от едно правило. С използването на правилата искаме да проверим дали специфични предположения относно структурата и съдържанието на мнението могат да определят дали е вярно, или не.

Таблицата по-долу показва подробно обяснение на тези правила. Специфичното в предметната област е, че има повече неверни твърдения от обикновено, заради това че мненията съдържат хештага #rumour, който предполага наличието на неверни твърдения.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Описание на правилото** | **Шаблон** | **Вярно?** |
| 1. Има дължина повече от 80 символа | Дължина на мнението <80 | да |
| 2. Съдържа удивителен, въпросителен знак или ... | [!] or [?] or […] | не |
| 3. Съдържа I, He, She, It | I or He or She or It  | не |
| 4.Съобщения в отрицателен тон | tone < 0 | не |
| 5. Съдържа положителна дума и отрицателна емоция | (+дума) и (-емоция) | да |
| 6. Съдържа URL | [URL] | да |

Таблица 9 Описание на правилата

Експерименталната част би могла да бъде описана по следния формален начин:

1. *За всяко мнение от социалните мрежи правете следното:*
	1. *За всяко правило, описано чрез шаблона от таблицата по-горе*
		1. *Проверете дали мнението отговаря на правилото*
		2. *Ако мнението отговаря на правилото, увеличете брояча на текущото правило*
		3. *Добавете мнението към списъка с мнения на текущото правило*
2. *За всеки списък от мнения за всяко правило правете:*
	1. *Ако правилото е класифицирано правилно, увеличете брояча за правилно класифицирани мнения на правилото.*
	2. *За всяко правило изчислете успеха на правилото като:*
3. *коректно класифицираните мнения, които изпълняват правилото, разделено на всичките мнения, които изпълняват правилото.*

##  Експерименти за проверка на предсказващата точност

Проверяваме предсказващата точност срещу 1000 мнения от социалните мрежи Tуитър и Фейсбук, които съдържат хештага #rumor, като мненията са избрани по следния начин:

80% от мненията са от Туитър и 20% от Фейсбук. Всичките мнения са на английски. Ако едно мнение изпълнява повече от едно правило, то ще бъде броено към всяко от правилата, които спазва. Филтрираме изречения, които не са на английски. Примери за мнения, които съдържат горния хештаг са:

Andre Gomes to Liverpool!! [#Rumours](https://www.facebook.com/hashtag/rumours) [#LFChttps://www.facebook.com/hashtag/lfc](https://www.facebook.com/hashtag/lfc)

Arsenal are set to complete the signing of Julian Draxler this week. [Mail] [#rumorhttps://www.facebook.com/hashtag/rumor](https://www.facebook.com/hashtag/rumor)

|  |  |
| --- | --- |
| **Описание на правилото** | **Предсказваща точност** |
| 1. Дължина поне 80 символа | 52% |
| 2. Съдържа въпросителен, удивителен или многоточие. | 68% |
| 3. Съдържа I, he, she, it | 54% |
| 4. Съобщения в отрицателен тон | 56% |
| 5. Съдържа положителна дума и отрицателна емоция. | 84% |
| 6. Съдържа хиперлинк | 79% |

Таблица 10 Предсказваща точност на правилата за разпознаване на вярност на мнения

Резултатите от таблицата по-горе показват защо определянето на вярност на твърдение в текст е трудна задача, ако не се знаят някои много специфични детайли относно потребителя и контекста, е на практика невъзможно да се определи какво всъщност има предвид авторът на мнението.

## Алгоритъм за разпознаване на хипербола и литота (пресилване и подценяване)

Използваме три евристични правила, за да открием дали мнението е наистина пресилено, или не. Искаме да проверим дали конкретни предположения за мнението могат да бъдат успешни при определяне дали това мнение е преувеличено, или не.

Таблицата по-долу показва подробно обяснение на тези правила. Специфично за темата е, че има повече мнения, които са наистина пресилени, отколкото обикновено, и се дължи на естеството на становищата (съдържащи таг #hyperbola или #litotis, при които предполагаме авторът използва преувеличение във всеки случай). Експерименти са проведени срещу 100 мнения, понеже е много трудно да се извлекат мнения от социалните мрежи, тъй като хеш тагът #hyperbola обикновено се използва за математическия термин.

Формално описание на правилата следва в таблицата по-долу:

|  |  |
| --- | --- |
| **Описание на правилото** | **Шаблон** |
| 1.Съдържа положително правило и отрицателна емоция | POSITIVE [WORD] and NEGATIVE [EMOTION] |
| 2 Съдържа три последователни прилагателни | ПРИЛАГАТЕЛНО и ПРИЛАГАТЕЛНО и ПРИЛАГАТЕЛНО |
| 3. Съдържа число по-голямо от 1000 | Число > 1000.  |

Таблица 11 Описание на правилата, класифицирани като подценяване или надценяване в текст

# Класификация на мнения и анализ на слухове от текстове на български език. Алгоритъм за подобрение на списъка от думи и изрази, носещи определено отношение.

## Подход, базиран на правила, за автоматично засичане на слухове

Въпреки че алгоритмите за автоматично засичане на слухове са изследвани в областта на психологията, задачата да се проверява информацията в социалните мрежи получава значително внимание през последните години.

Задачата е много подобна на традиционния анализ на настроения и чувства в текст. Според (Hassan et al, 2010.) използването на контролиран Марков модел, части на речта, както и зависимостта между модели, за да идентифицират нагласата на полярността в теми, публикувани в Usenet дискусионни мнения, което води до добра точност.

Други определят резултати за настроения в новини, истории и публикации в блогове на основата на алгоритмично генерирани лексикони на положителните и отрицателните думи (Godbole et al, 2007) , (Цонков и Койчев, 2013).

Извличането на данни от социалните мрежи се превръща в тенденция в анализа на настроения, тъй като публичното API осигурява голям брой мнения, които постоянно се подновяват. (Bifet и Франк, 2010) . (Pak and Paroubek 2010) показват експериментално, че въпреки честата поява на нередовни модели на речта в туитове, Twitter може да се използва като полезен корпус за анализ на настроения. Разнообразието на Twitter потребители прави този корпус особено ценен. (Rakiewicz et al 2007) също използват Twitter за проследяване на подвеждащи политически мемове.

Заедно с многото предимства при използването на Twitter за анализ на мнения и чувства от текст, има и уникално предизвикателство, тъй като постовете са по-малко от 140 символа. Това означава, че те често могат да съдържат необичайна граматика и неконвенционални думи и символи.

(Цонков и Койчев 2013) също използват правила за откриване ирония в текстове от социалните мрежи. Те демонстрират, че евристичните правила могат да показват добри резултати при определянето на ирония в текстовете и вдъхновяват настоящата глава от дисертацията.

 Използваме шест евристични правила, за да открием дали мнението е наистина достоверно, или не. Правилата определят дали мнението не е, или е достоверно.

 Искаме да проверим дали конкретни предположения за мнение могат да бъдат успешни при определяне дали то е достоверно, или не.

Таблицата по-долу показва подробно обяснение на тези правила. А специфичното за темата е, че има повече ненадеждни мнения, отколкото обикновено, което се дължи на естеството на становищата (съдържащи таг #rumour). Формално описание следва по-долу.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Описание на правилото** | **Шаблон** | **Истина или лъжа** |
| 1. Дължина повече от 80 символа  | дължина (мнение) < 80 | Истина |
| 2. Съдържа удивителен въпросителен или многоточие | [!] или [?] или […] | Лъжа |
| 3. Съдържа лично местоимение | аз ИЛИ тя ИЛИ той ИЛИ то | Лъжа |
| 4. Мнения в отрицателен тон (които съдържат поне една дума с отрицателно значение) | (-word) от списък | Истина |
| 5. Съдържа положителна дума и отрицателна емоция | (+word) И (-emotion) от списък  | Лъжа |
| 6. Съдържа URL | [URL] | Истина |

Таблица 13 Описание на правилата за засичане на слухове

## Експерименти за проверка на предсказващата точност

 След извличането на характеристики трите алгоритъма се изпълняват върху тренировъчно множество. Класификационната точност на алгоритмите се сравнява на основата на тестово множество от реални български ревюта. Може да се види в таблицата по-долу, че BACKPROPAGATION се представя по-добре от другите класификатори, постигайки 42.11% класификационна точност (т.е. пропорцията от коректно класифицирани примери в тестовото множество). Наивният Бейсов класификатор се оказва с най-слаба класификация - 36.84%, докато kNN постига 39.47%.

Класификационната точност е на основата на оценката на ревютата, която е от 2 до 6, т.е. очакването за всеки от класовете е 20%, а класификаторите я подобряват почти двойно.

|  |  |
| --- | --- |
| **Алгоритъм** | **Точност** |
| **kNN** | 39.47% |
| Naive Bayes | 36.84% |
| BACKPROPAGATION | 42.11% |

Таблица 14 Сравнение на алгоритмите за класификация

|  |  |
| --- | --- |
| **Правило** | **Точност** |
| 1.  | 52% |
| 2. | 68% |
| 3. | 54% |
| 4. | 56% |
| 5. | 84% |
| 6. | 79% |

Таблица 15 Получени резултати при подхода с правила

## Алгоритъм за подобряване на лексикона от думи

*Списък позитивни думи = {Предварително зададен списък от думи, които носят универсално положително значение}*

*Докато списъкът от думи не се променя, повтаряй:*

*Извлечи произволни 1000 положителни кратки изречения от социалните мрежи (примерно от определена област или по ключова дума). Класификацията се извършва от учител.*

*Намери най-често срещаните N думи в изреченията, класифицирани като позитивни, които не се съдържат в даден списък от стоп думи.*

*Обнови списъка с думи, като добавиш тези, които се срещат по-често от досегашните на основата на отношение - срещане/брой думи в изреченията.*

*Алгоритъмът трябва да бъде направен и за отрицателни думи по същия начин. Той е изцяло еквивалентен на гореописания. Следва илюстрация на алгоритъма и за думите с отрицателно отношение:*

*1. Добави най-често срещаните думи с положително отношение.*

*2. Добави най-често срещаните думи с отрицателно отношение.*

*3. Класифицирай отново с помощта на някой класификатор, ползващ списък от думи с положително и отрицателно значение, и сравни резултатите с вече получените.*

Фигура 1 Алгоритъм за подобряване на лексикона от думи

Предметната област на тестовете може да бъде зададена предварително. Алгоритъмът разчита на потребителя да бъде обучен от предварително зададена тема.

## Експерименти за проверка на предсказващата точност на алгоритъма за подобряване на лексикона от думи

Гореописаният алгоритъм е проверен експериментално в следните предметни области - футбол и политика. След изпълняването на алгоритъма и подобряване на списъка от думи, в областта на футбола се подобрява класификацията с наивен бейсов класификатор със средно 3,5%, а в областта на политиката с около 5%. Посочената разлика се дължи на това, че в политиката повече думи носят отрицателно значение.

Използвани са социалните мрежи Facebook, Тwitter, Google+, Digg, Bing Search, като се извличат най-актуалните мнения при всяка проверка. Почти всички от социалните мрежи предлагат възможност за извличане на публични мнения от тях, като лесно могат да се добавят социални мрежи, тъй като в повечето случаи извличаният формат е един и същ - JSON.

При всеки тест извличаме произволни 1000 мнения от социалните мрежи. Разпределението по социални мрежи е следното:

Приблизително 600 (т.е. 60%) от мненията са от Twitter. Приблизително 300 (т.е. 30%) са от Фейсбук. Останалите 10% са от другите мрежи, в зависимост от най-новите резултати. Всички мнения са сортирани по дата (т.е. най-нови) и са публични, т.е. имаме права да ги използваме. Използваме най-често Twitter и Facebook, тъй като има най-много мнения, публикувани там.

След анализ на футболни мнения откриваме, че най-често срещаните думи, които са специфични за областта и не са стоп думи: ball, cup, player, Match, Win, Lose, Play, Team, Goalkeeper, Striker, Goal, Kick, Pass, Tackle, Cross, Dribble, Shoot, Strike, Score, Foul, Defend, Attack, Referee, Penalty, Red.

От изброените по-горе думи положително значение в контекста на областта носят: cup, goal, strike, score, team, shoot.

Думите goalkeeper, lose, referee, red, penalty носят отрицателно значение.

След добавянето им в списък с думи с общо положително значение, при класификацията с помощта на софтуерният инструмент SentiStrength се постига подобрение от 4% в получените резултати - от 71% на 75% и от 66% на 71%.

В областта на политиката голяма част от мненията се класифицират като отрицателни (около 40%), като средното за другите области е около 10-15%. С добавянето на специфични термини се увеличава точността на предсказване с около 8% - например най-често срещаните думи и биграми са: politician, tax, elections, president, minister, new president, tax cut.

# Изграждане на система за извличане на потребителски текстове и автоматично извличане на текст от социалните мрежи

## Изисквания

### Дизайн на приложението

Съществена част от работата по дисертацията е изграждането на практическо приложение, което да илюстрира идеите, разработени в публикациите. Идеята за разработка на подобен софтуерен продукт възниква още в самото начало на работата по дисертацията и практическата реализация е много полезна за разбиране на материята и опознаването на материала и какво търсят потребителите.

Голяма част от мненията, публикувани в Интернет, са в социалните мрежи. Затова е изключително важно да могат да бъдат обработвани в реално време, тъй като информацията и мненията се променят бързо.

Скоростта на изпълнение е от критично значение и поради тази причина се налага имплементация на сървър, който да приема паралелна обработка на информацията. Друга възможност е да се извличат мнения от различни уеб сайтове с уеб кроулер, но в социалните мрежи се публикуват достатъчен брой мнения за анализ на чувството в текст за целите на дисертацията.

Основният замисъл на приложението е да се анализира чувството в текста. По-долу е описан детайлно използваният алгоритъм, но той трябва да предоставя точна оценка на мнението в зависимост от езика. Разработените алгоритми са за английски език, но могат лесно да бъдат променени да ползват друг език, без загуба на точност.

Важна подробност за правилен анализ е местоположението на потребителя, тъй като, в зависимост от него, дори един и същи език може да има различно значение и смисъл (пример: британски и американски английски).

###   Изисквания към архитектурата

Архитектурата на приложението включва сървър, който обработва заявки от уеб клиент. Заявките се въвеждат от потребителя и клиентът ги праща до сървъра, който търси мнения в социалните мрежи, оценява чувството в текста и праща резултатите на клиента. Клиентът се грижи за показването на резултатите от сървъра и ги предоставя на потребителя в удобен за него вид. Всяка социална мрежа трябва да може да се обработва отделно, затова използването на отделна нишка за всяка социална мрежа за паралелно извличане и обработване е добро разрешение на проблема и предлага решение как да се обработват мнения в реално време.

## Реализация

Приложението е реализирано на програмния език Java. Използват се Servlet/JSP технологията и MySQL за бази от данни.

За всеки клиент се създава нова нишка, която обработва мненията и ги запазва в основата. Всеки потребител може да си създаде профил, където да запазва мнения и история.

Получените данни са на разположение за допълнително и бързо търсене в свободен текст, като резултатът трябва да е независим от encodingа на страницата и езика, който се използва. Данните са съхранявани в структуриран вид като автор, информация за автора, дата и час, текст на мнението, оценка на настроението, език, социална мрежа, дължина, и т.н.

# Заключение

## Обобщение

В дисертацията е разгледана задачата за извличане на мнения от текст от социалните мрежи. Описани са проблемите в предметната област, техническите предизвикателства и е аргументирано защо е избрана насоката на разработките.

Представен е алгоритъм за подобряване на списъка от положителни и отрицателни думи в българския език и експериментално се доказва подобрението на предсказващата точност.

Предложени са алгоритми за автоматична класификация на мнения от текстове на български език и са анализирани слухове в твърдения.

Основна част от дисертацията са алгоритми за автоматично определяне на двойно значение в текстове от социалните мрежи. Като двойно значение определяме множеството от ирония, сарказъм или сатира. Освен правила, са използвани характеристики и е изградено пространство на характеристиките, чрез което върху тестово множество е предсказана точността на алгоритмите. Проверена е и предсказващата точност на три класификатора за предсказване на ирония.

Разгледани са и алгоритми за предсказване на лъжа, невярна информация, преувеличение и подценяване в текстове. Показано е, че на основата на определени предварителни знания относно събеседника е възможно да се постигне добра предвиждаща точност.

Описана е изградената система за оценяване на мнения относно дадена тема, която съдържа потребителски интерфейс за лесно и бързо използване на системата, и чрез нея експериментално се потвърждава предсказващата точност на използваните алгоритми.

Изпълнена е целта на дисертацията, а тя е разглеждането на двойно и обратно значение в текстове (ирония, сарказъм, сатира, хипербола, литота, лъжи и невярна информация).

##  Приноси

Основен принос на дисертацията е разглеждането на почти неизследвани дялове на извличането на мнение от текст - засичане на ирония, сарказъм и сатира в текст, за засичане на невярна информация и преувеличаване в текст (хипербола и литота). Приложените алгоритми са изследвани върху текстове от социалните мрежи на английски и български език и е представена тяхна паралелна версия, която може да работи с големи количества от данни. Изгражда се система за автоматично извличане на мнения от основните социални мрежи (Twitter, Facebook, Google +, LinkedIn, Yahoo), в която по ключова дума се извличат мнения и се оценявa автоматично мнението на потребителите относно думата (например продукт, личност или марка).

### Научни приноси

1. Разработени са правила за откриване в текстове от социалните мрежи на:
	1. ирония,
	2. сарказъм,
	3. сатира,
	4. хипербола,
	5. литота
	6. слухове
2. Изграждат се характеристики за откриване на двойно значение.
3. Разработване на алгоритъм за подобряване на списъка от положителни и отрицателни термини за извличането на мнения от текст.

### Научно-приложни приноси

1. Експериментална проверка на точността на предсказване на различни класификатори за определяне на двойно значение на мненията от социалните мрежи.
2. Разработване и експериментална проверка на точността на предсказване на алгоритъм за засичане на слухове от социалните мрежи.
3. Експериментална проверка на предсказващата точност на предложените характеристики (описани в горната част).
4. Създаване на следните корпуси за определяне на двойно значение:
	1. ирония,
	2. сарказъм,
	3. сатира,
	4. хипербола и литота

### Приложни приноси

1. Изгражда се система за извличане на мнения от социалните мрежи, която и оценява мненията от текстовете.
2. Създава се система, която предлага оценки на мненията от -5 до +5, където -5 е максимално негативно чувство в текста, а +5 е максимално положително.
3. Създадени за шаблони за правилата за засичане на двойно значение в текстове, които лесно могат да бъдат променяни и използвани.

## Публикации

Публикациите на авторана дисертацията, свързани с темата на дисертацията:

1. Todor V. Tsonkov, Ivan Koychev, Automatic Detection of Double Meaning in Texts from the Social Networks, Proc. of BCI-2015, Editors: Costin Badica et al, published in: CEUR WP, 2015
2. Gergana Lazarova, Todor Tsonkov - Класификация на мнения от текстове на български език., Journal of the Technical University – Sofia Plovdiv branch, Bulgaria, “Fundamental Sciences and Applications” Vol. 21, 2015
3. Todor V. Tsonkov, Ivan Koychev, Detecting Credibility in Rumours in Texts from the Social Networks, Proc. of 125 years University of Sofia Conference, издателство:Софийски Университет, 2014
4. Тодор Цонков, Иван Койчев - Разпознаване на ирония в текстове от социалните мрежи на български език - Сборник доклади на Осма Национална конференция „Образованието и изследванията в информационното общество”, Пловдив, 2014
5. Тодор Цонков, Иван Койчев, Подобряване на списъка от положителни и отрицателни термини при извличането на мнения от текст, Сборник доклади на Шеста Национална конференция „Образованието и изследванията в информационното общество”, Пловдив, 31.05.-01.05.2012 г, АРИО, 2013, стр.268-273.

##  Доклади

1. Todor Tsonkov, “Irony in the Social Networks”, FET EYE Lab Surfing workshop, Солун, Гърция, Март 2014
2. Тодор Цонков – Извличане на мнения от текст – Първо Докторантско Училище, София 2013
3. Todor Tsonkov - “Double meaning in bulgarian texts” - Third MUMIA School, Crete, Greece, July 2014

# Използвана Литература

**Agarwal, A., Xie, B., Vovsha, I., Rambow, O., Passonneau, R.:** Sentiment analysis of twitter data. In: Proc. ACL 2011 Workshop on Languages in Social Media. pp. 30–38 (2011)

**Albert Bifet and Eibe Frank**, 2005- Sentiment Knowledge Discovery in Twitter Streaming Data, University of Waikato, Hamilton, New Zealand

**Alec Go; Richa Bhayani; Lei Huang**; Twitter Sentiment Classiﬁcation using Distant Supervision; Technical report, Stanford University

**Aline A. Vanin, Larissa A. de Freitas, Renata Viera, Marco N. Bochernitsan** - Some Clues on Irony Detection in Tweets. 2012

**Andrea Gianti, Christina Bosco, Viviana Patti, Andrea Bolioli, Luigi Di Caro-** Annotating irony in a Novel Italian corpus for sentiment analysis

**Barbosa, L., Feng, J.:** Robust sentiment detection on twitter from biased and noisy data. In: Proceedings of COLING. pp. 36–44 (2010)

**Bespalov D., Bing B., Yanjun Q., Shokoufangeh A.** Sentiment Classification Based on Supervised Latent n-gram analysis.: Proceedings of the ACM conference on Information and knowledge management, 2011. pp

**Bing Liu** - Sentiment Analysis, a multifaceted problem, IEEE Intelligent Systems, 2010

**Bing Liu** *(2001) -* Sentiment analysis and Subjectivity. Morgan &. Claypool

**Bing, L**. (2010) [*Sentiment Anlaysis and Subjectivity.*](http://www.cs.uic.edu/~liub/FBS/NLP-handbook-sentiment-analysis.pdf) Invited Chapter for the Handbook of Natural Language Processing, Second Edition.

**Blitzer J., Dredze M., Pereira F**. Biographies, bollywood, boom-boxes and blenders: Domain adaptation for sentiment classification. н.м. : Proceedings of Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2007. ACL-2007.

**Blitzer J., Dredze M., Pereira F**. Biographies, bollywood, boom-boxes and blenders: Domain adaptation for sentiment classification. н.м. : Proceedings of Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2007. ACL-2007.

**Bo Pang; Lillian Lee (2005).** ["](http://www.cs.cornell.edu/home/llee/papers/pang-lee-stars.home.html)Seeing stars: Exploiting class relationships for sentiment categorization with respect to rating scales". "Proceedings of the Association for Computational Linguistics (ACL)". pp. 115–124**.**

**Bo Pang; Lillian Lee and Shivakumar Vaithyanathan (2002). "**Thumbs up? Sentiment Classification using Machine Learning Techniques". "Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)". pp. 79–86

**Brody S., Diakopoulos N.** Cooooooooooooooollllllll!!!!!!!!!! Using Word Lengthening to Detect Sentiment in Microblogs. н.м. : Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP-2011), 2011.

**Buschmeier, H., & Kopp, S.** (2014). A dynamic minimal model of the listener for feedback-based dialogue coordination. In SemDial 2014: Proceedings of the 18th Workshop on the Semantics and Pragmatics of Dialogue, pp. 17–25, Edinburgh, UK.

**Christine Liebrecht, Florian Kunneman, and Antal van den Bosch**. 2013. The perfect solution for detecting sarcasm in tweets# not. WASSA 2013, page 29.

**Christopher M. Bishop**. Pattern Recognition and Machine Learning. : Springer, 2006.

**Common Opposites** - Antonyms Vocabulary Word List [http://www.enchantedlearning.com/wordlist/opposites.shtmlhttp://www.enchantedlearning.com/wordlist/opposites.shtml](http://www.enchantedlearning.com/wordlist/opposites.shtml)

[**Cunningham**](http://www.amazon.com/Hamish-Cunningham/e/B0083JZMY4/ref%3Ddp_byline_cont_book_1)**, H.,** [**Maynard**](http://www.amazon.com/s/ref%3Ddp_byline_sr_book_2?ie=UTF8&field-author=Diana+Maynard&search-alias=books&text=Diana+Maynard&sort=relevancerank) **D,** [**Bontcheva**](http://www.amazon.com/s/ref%3Ddp_byline_sr_book_3?ie=UTF8&field-author=Kalina+Bontcheva&search-alias=books&text=Kalina+Bontcheva&sort=relevancerank) **K.** (2011) *Text Processing with GATE,* University of Sheffield Department of Computer Science

**Davidov, D.; Tsur, O.; and Rappoport, A.** 2010. Semisupervised recognition of sarcastic sentences in twitter and amazon. In Proceedings of the Fourteenth Conference on Computational Natural Language Learning, 107–116. Association for Computational Linguistics.

**Deese, J**. The Associative Structure of some Common English Adjectives. н.м. : Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior 3(5), pp. 347-357, 1964.

**Ding X., Liu B., Yu P**. A holistic lexicon-based approach to opinion mining. н.м. : Proceedings of the Conference on Web Search and Web Data Mining (WSDM- 2008), 2008.

**Dipankar D. and Sivaji B**. 2012, Identifying Emotional Expressions, Intensities and Sentence level Emotion Tags using a Supervised Framework\*

**Duncan Green** - British English table, 2002, https://oxfamblogs.org/fp2p/what-brits-say-v-what-they-mean-handy-de-coding-device/

**Elena Filatova**. 2012. Irony and sarcasm: Corpus generation and analysis using crowdsourcing. In Proceedings of Language Resources and Evaluation Conference, pages 392–398.

**Facebook statistics** - [https://blog.kissmetrics.com/facebook-statistics/https://blog.kissmetrics.com/facebook-statistics/](https://blog.kissmetrics.com/facebook-statistics/)

**Francesco Barbieri and Horacio Saggion**, 2014 1- Automatic Detection of Irony and Humour in Twitter

**Fresh Minds** - Turning conversations into insights: A comparison of Social Media Monitoring Tools; A white paper from FreshMinds Research 14th May 2010;FreshMinds 229-231 High Holborn London WC1V 7DA Tel: +44 20 7692 4300 Fax: +44 870 46 01596 [www.freshminds.co.uk](http://www.freshminds.co.uk).

**George A Miller**. 1995. Wordnet: a lexical database for english. Communications of the ACM, 38(11):39–41.

**Go, A., Bhayani, R., Huang, L**.: Twitter sentiment classification using distant supervision. CS224N Project Report, Stanford (2009)

**Godbole et al** – “[Large-Scale Sentiment Analysis for News and Blogs](http://www.uvm.edu/~pdodds/files/papers/others/2007/godbole2007a.pdf)” 2007

**Hart L**. 2013, The Linguistics of Sentiment Analysis, Portland State University, PDX Scholar 2013, <http://pdxscholar.library.pdx.edu/honorstheses/20>

**Hassan Saif, Yulan He and Harith Alani** – “[Semantic Sentiment Analysis of Twitter](https://www.google.bg/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&cad=rja&ved=0CC8QFjAA&url=http%3A%2F%2Flink.springer.com%2Fchapter%2F10.1007%252F978-3-642-35176-1_32&ei=YkLmUrO1JKWZ0AXUk4CgBQ&usg=AFQjCNEEE5xyk1ZLkmgl_jAAIaYx753mUA&sig2=E6399c4nXarqoBabKPofVg&bvm=bv.59930103,d.ZG4)”

**Hatzivassiloglou, V., and McKeown, K. R**. Towards the automatic identification of adjectival scales: Clustering adjectives according to meaning. н.м. : Proceedings of 31st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, pp. 172—182, 1993.

**He Y., Chenghua L., Harith A**. Atomatically extracting polarity-bearing topics for cross-domain sentiment classification. н.м. : Proceeedings of the Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2011. (ACL-2011).

**Hinrich Schutze** - Introduction to information retrieval

**Holmes A.,** (2014) *Hadoop in practice*

**Hu, M and Liu, B**. (2004) *Mining and summarizing customer reviews*. KDD’04.

**Jason Kessler and Nicolas Nicolov. 2009**. Targeting sentiment expressions through supervised ranking of linguistic configurations. In Proceedings of the Third International AAAI Conference on Weblogs and Social Media, San Jose, CA, USA, May

**Jeonghee Yi, Tetsuya Nasukawa, Razvan Bunescu, and Wayne Niblack. 2003**. Sentiment analyzer: Extractingsentiments about a given topic using natural languageprocessing techniques. In Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Data Mining,pages 427–434, Melbourne, FL, USA, December.

**Kalina Bontcheva, Leon Derczynski, Adam Funk, Mark A. Greenwood, Diana Maynard, and Niraj Aswani**. 2013. TwitIE: An Open-Source Information Extraction Pipeline for Microblog Text. In Proceedings of Recent Advances in Natural Language Processing Conference.

**Kamal A., Abulaish M., Anwar T.** Mining Feature-Opinion Pairs and Their Reliability Scores from Web Opinion Sources. н.м. : Second Conference on Web, Intelligence, Mining and Semantics, 2012

**Kennedy, A., Inkpen D.,** (2006) *Sentiment classification of movie reviews using contextual valence shifters*, Computational Intelligence, vol. 22, pp. 110–125.

**Kouloumpis, E., Wilson, T., Moore, J**.: Twitter sentiment analysis: The good the bad and the omg! In: Proceedings of the ICWSM (2011)

**Kripke, A**. Presupposition and Anaphora: Remarks on the Formulation of the Projection Problem, 2009

**Kushal Dave, Steve Lawrence, and David M. Pennock**. 2003. Mining the peanut gallery: Opinion extraction and semantic classification of product reviews. In Proceedings of the 12th International Conference on World Wide Web, WWW ’03, pages 519–528, New York, NY, USA. ACM.

**Lev Ratinov Dan Roth 2012** - Design Challenges and Misconceptions in Named Entity Recognition

**Li Zhuang, Feng Jing, and Xiao-Yan Zhu**. 2006.Movie review mining and summarization. In Proceedingsof the ACM 15th Conference on Informationand Knowledge Management, pages 43–50, Arlington,VA, USA, November.

**Li Zhuang, Feng Zhing, Xiao - Yang Zhu** – Movie Review Mining and summarization, 2006

**Liu, Yang**. Review Mining from Online Media. Saarbrücken : VDM Verlag Dr. Müller, 2010.

**Martin J. R. and White P. R.R.** 2005, The Language of Evaluation: Appraisal in English, Palgrave, London, UK

**Matthew Russell** - Mining the Social Web, 2nd Edition, 2013

**McAuley, J., Leskovec J..(**2013) [*Hidden factors and hidden topics: understanding rating dimensions with review text*](http://i.stanford.edu/~julian/pdfs/recsys13.pdf). RecSys.

**Minqing Hu and Bing Liu**. 2004. Mining and summarizing customer reviews. In Proceedings of the 10th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, pages 168–177, Seattle, WA, USA, August.

**Moschitti, A**.: Efficient convolution kernels for dependency and constituent syntactic trees. In: Proceedings of the European Conference on Machine Learning. pp. 318–329 (2006)

**Murthy Ganapathibhotla. Bing Liu** - Mining Opinions in Comparative Sentences

**Namrata Godbole, Manjunath Srinivasaiah, Steven Skiena** - Large-Scale Sentiment Analysis for News and Blogs

**Niklas Jakob, Iryna Gurevych 2012** - Using Anaphora Resolution to Improve Opinion Target Identification in Movie Reviews

**Pak and Paroubek** – “[Twitter as a Corpus for Sentiment Analysis and Opinion Mining](http://www.lrec-conf.org/proceedings/lrec2010/summaries/385.html)”, 2010

**Pan S.J., Xiaochuan N., Jian-Tao S., Qiang Y., Chen Z**h. Cross-domain sentiment classification via spectral feature alignement. н.м. : Preceedings of International Conference on World Wide Web, 2010. WWW-2010.

**Paula Carvahlo, Luis Sarmento, Mario J. Silva, Eugenio De Oliveira** - Clues for detecting irony in User-Generated Contents: Oh…!! It’s “so easy” ;-). , 2009

**Pennebaker, J.W., Mehl, M.R., Niederhoffer, K.** Psychological aspects of natural language use: Our words, our selves. н.м. : Annual Review of Psychology, 54. pp. 547–577, 2003.

**Pentreath, N**., *(2015), Machine Learning with Spark, Amazon*

**Peter Turney (2002).** "Thumbs Up or Thumbs Down? Semantic Orientation Applied to Unsupervised Classification of Reviews". "Proceedings of the Association for Computational Linguistics". pp. 417–424. [arXiv](http://en.wikipedia.org/wiki/ArXiv):[cs.LG/0212032](http://arxiv.org/abs/cs.LG/0212032).

**Potts, C**. 2011. Developing adjective scales from usersupplied textual metadata. NSF Workshop on Restructuring Adjectives in WordNet. Arlington,VA

**Quintilien and Harold Edgeworth Butler**. 1953. The Institutio Oratoria of Quintilian. With an English Translation by HE Butler. W. Heinemann.

**R Socher, J Pennington, EH Huang, AY Ng, CD Manning** - Semi-supervised recursive autoencoders for predicting sentiment distributions, Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing 2011

**R. Ghani, K. Probst, Y. Liu, M. Krema, and A. Fano**, “Text mining for product attribute extraction,” SIGKDD Explorations Newsletter, vol. 8, pp. 41–48, 2006.

**Rachel Giora**. 1995. On irony and negation. Discourse processes, 19(2):239–264.

**Roberto Gonzalez-Ibanez, Smaranda Muresan, and Nina Wacholder**. 2011. Identifying sarcasm in twitter: A closer look. In ACL (Short Papers), pages 581–586. Citeseer.

**Satpal S., Bhadra S., Sundararajan S., Rastogi R., Sen P**. Proceedings of the 20th international conference companion on World Wide Web. New York : ACM, 2011.

**Shamma, D., Kennedy, L., Churchill, E**.: Tweet the debates: understanding community annotation of uncollected sources. In: Proceedings of the first SIGMM workshop on Social media. pp. 3–10. ACM (2009)

**Simon Colton** - Inductive Logic Programming, Imperial college of London ?

[**Songbo Tan**](http://dblp.uni-trier.de/pers/hd/t/Tan%3ASongbo)**,** [**Gaowei Wu**](http://dblp.uni-trier.de/pers/hd/w/Wu%3AGaowei)**, Huifeng Tang,** [**Xueqi Cheng**](http://dblp.uni-trier.de/pers/hd/c/Cheng%3AXueqi): A novel scheme for domain-transfer problem in the context of sentiment analysis, 2007

**Speriosu, M., Sudan, N., Upadhyay, S., Baldridge, J.:** Twitter polarity classification with label propagation over lexical links and the follower graph. Proceedings of the EMNLP First workshop on Unsupervised Learning in NLP pp. 53–63 (2011)

**Taboada, M., Brooke, J., Tofiloski, M., Voll, K., and Stede, M.** (2010). *Lexicon-based Methods for Sentiment Analysis.* Journal of Computational Linguists.

**Tan, C., Lee, L., Tang, J., Jiang, L., Zhou, M., Li, P.:** User-level sentiment analysis incorporating social networks. In: Proceedings of the 17th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD) (2011)

**Tony Veale and Yanfen Hao** - Detecting Ironic Intent in Creative Comparisons.

**Top 2000 Vocabulary Words** [http://www.talkenglish.com/Vocabulary/Top-2000-Vocabulary.aspxhttp://www.talkenglish.com/Vocabulary/Top-2000-Vocabulary.aspx](http://www.talkenglish.com/Vocabulary/Top-2000-Vocabulary.aspx)

**Tsonkov and Koychev** - Detecting Irony in texts from the social networks: the Bulgarian language case(2013).

**Utsumi-** A uniﬁed theory of irony and its computational formalization. In Proceedings of the 16th conference on Computational linguistics, pages 962–967, Morristown, NJ, USA, 1996. Association for Computational Linguistics

**Vanin, A.; de Freitas L.; Viera R.; Bochernistan M.** 2014 Some clues on Irony Detection of Tweets

**Veale, T., and Hao, Y.** 2010b. An ironic fist in a velvet glove: Creative mis-representation in the construction of ironic similes. Minds and Machines 20(4):635–650

**Xia R., Zong C.** Exploring the Use of Word Relation Features for Sentiment Classification. н.м. : Proceedings of COLING 2010, 2010.

**Yu, B**.: An evaluation of text classification methods for literary study. Literary and Linguistic Computing 23(3), 327–343 (2008).