SentiRuEval-2016: Overcoming Time Gap and Data Sparsity in Tweet Sentiment Analysis

Natalia Loukachevitch and Yuliya Rubtsova

Entity-oriented sentiment analysis

Sentiment analysis

- **In general**: sentiment of the whole document, fragment or sentence

- <u>**Entity-oriented**</u>
  - Sentiment about a specific entity
    - Politician, political party
    - Company etc.
  - Sentiment about specific parts or properties of an entity (aspects)

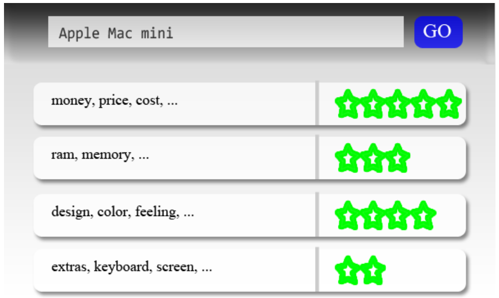
  Переходи в Билайн. «Все за 300» — **отличный** *тариф!*

Evaluations: SentiRuEval-2015, SemEval, RepLab

SentiRuEval-2016

Aspect-oriented analysis of reviews – part of SemEval-2016

- According to SemEval-2016 guidelines
- Multilingual Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA)
- Restaurant review labeling
- http://alt.qcri.org/semeval2016/task5/
- Russian data: about 5 participants



Entity-oriented analysis of tweets (2016)

- Reputation monitoring of banks and telecom companies

Twitter reputation monitoring task

Task

- How tweet influences on reputation (positive, negative, neutral)
- News or opinions should be considered
- Removing spam and meaningless tweets

Datasets

- Training dataset: data from previous evaluation
- Test data:
  - Crowdsourcing
  - Five labels for a tweet
  - Strong voting scheme: label of a tweet should obtain at least three votes more than other labels

Datasets

Training set

December 2013 – January 2014; July-August 2014

–Telecom – 8,643

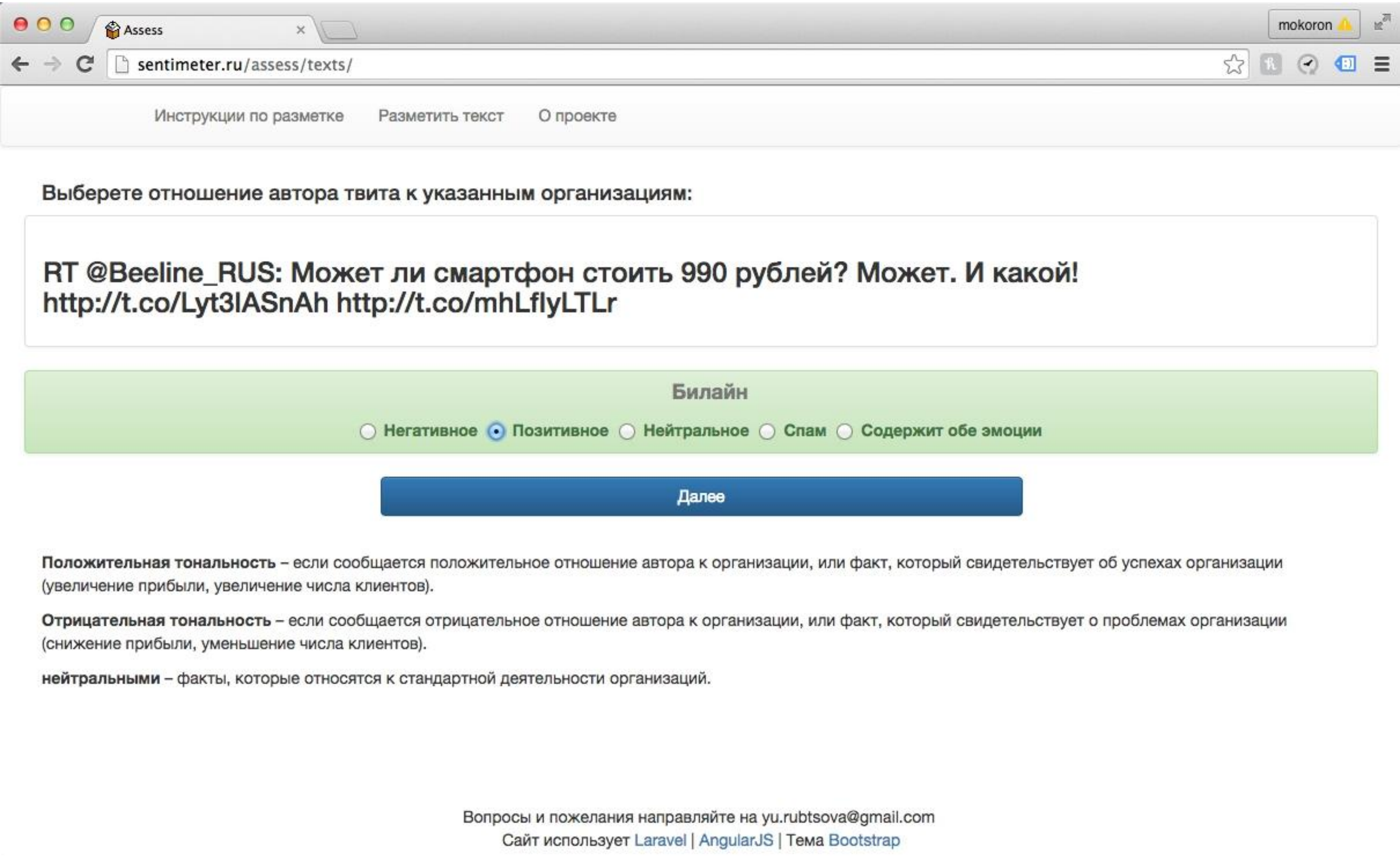
–Banks – 9,392

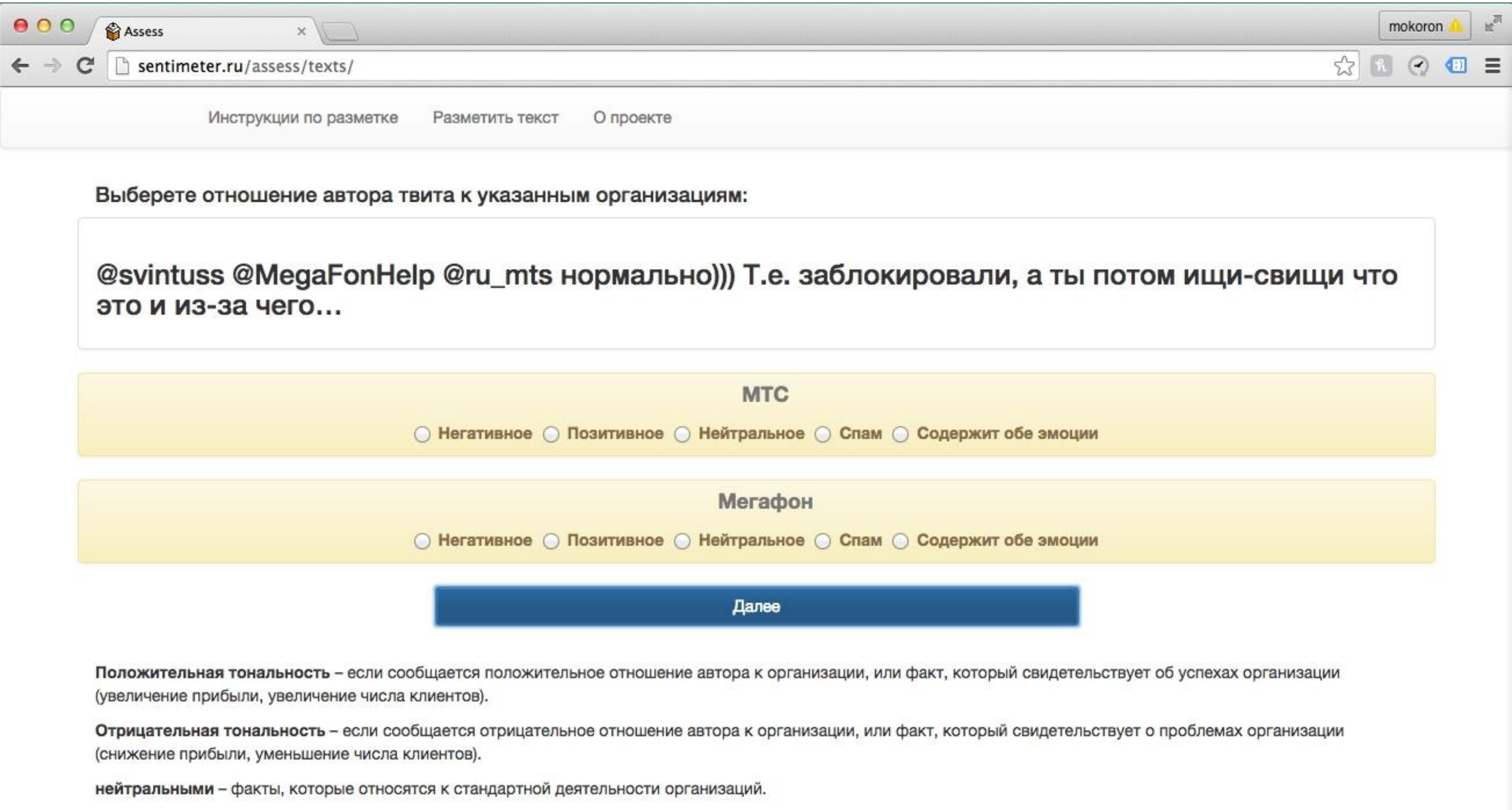
Test set

July 2015, November 2015

–Telecom – 2,247

–Banks – 3,313


Assess
mokoron
sentimeter.ru/assess/texts/
Инструкции по разметке
Разметить текст
О проекте
Выберете отношение автора твита к указанным организациям:
RT @Beeline_RUS: Может ли смартфон стоить 990 рублей? Может. И какой! http://t.co/Lyt3lASnAh http://t.co/mhLflyLTLr
Билайн
Негативное
Позитивное
Нейтральное
Спам
Содержит обе эмоции
Далее
Положительная тональность – если сообщается положительное отношение автора к организации, или факт, который свидетельствует об успехах организации (увеличение прибыли, увеличение числа клиентов).
Отрицательная тональность – если сообщается отрицательное отношение автора к организации, или факт, который свидетельствует о проблемах организации (снижение прибыли, уменьшение числа клиентов).
нейтральными – факты, которые относятся к стандартной деятельности организаций.
Вопросы и пожелания направляйте на yu.rubtsova@gmail.com
Сайт использует Laravel | AngularJS | Тема Bootstrap


Assess
sentimeter.ru/assess/texts/
mokoron
Инструкции по разметке
Разметить текст
О проекте
Выберете отношение автора твита к указанным организациям:
@svintuss @MegaFonHelp @ru_mts нормально))) Т.е. заблокировали, а ты потом ищи-свищи что это и из-за чего…
МТС
Негативное
Позитивное
Нейтральное
Спам
Содержит обе эмоции
Мегафон
Негативное
Позитивное
Нейтральное
Спам
Содержит обе эмоции
Далее
Положительная тональность – если сообщается положительное отношение автора к организации, или факт, который свидетельствует об успехах организации (увеличение прибыли, увеличение числа клиентов).
Отрицательная тональность – если сообщается отрицательное отношение автора к организации, или факт, который свидетельствует о проблемах организации (снижение прибыли, уменьшение числа клиентов).
нейтральными – факты, которые относятся к стандартной деятельности организаций.

Crowdsourcing statistics

Time of labeling: 18 October, 2015 – 31 January, 2016

Domain	**Annotated**	**Included into test collection**	**Sent to participants**
Telecom	3,970	2,247	19,673
Banks	4,539	3,313	19,586

Contribution of annotators

Type of annotators	**Number of labeled companies in tweets**
Organizers (2 persons)	10,322
Paid workers (4 persons)	29,435
Volunteers (112 people from 25 cities and 7 countries)	5,693 (53 per person)
Total	**45,450**

Quality measure

macro-average F-measure:

$$\frac{\text{F-measure of the positive class} + \text{F-measure of the negative class}}{2}$$

ignored F-measure of neutral class
this does not reduce the task to the two-class prediction

Additionally micro-average F-measures were calculated for two sentiment classes

Best Methods and Results

Best approaches – machine learning approaches (SVM, neural networks)

Problem of ml approaches at SentiRuEval-2015:

- Fully based on training collections
- Baseline: SVM+boolean vectors
- Best approaches in bank domain (SentiRuEval-2015) were at the level of the SVM baseline

  F-macro=0.3578, F-micro=0.3736

At SentiRuEval-2016 the picture is quite different!!

Use of additional resources

Best participants used:

- word clusters (word2vec)
- manual lexicon RuSentiLex

  http://www.labinform.ru/pub/rusentilex/index.htm
- PMI-based lexicon based on tweets collection

  study.mokoron.com
- the crowdsourced lexicon Linis-crowd

  http://linis-crowd.org/

Method: combining resources with machine learning via additional features:

– number of positive words from a lexicon,

– number of negative words,

– average score of lexicon words,

– features based on clusters.

Use of additional resources: method

Combining resources with machine learning via additional features:

Traditional features

- Lemmas, word ngrams (bigram, three grams), character grams with weights (tf.idf)

Additional features

- number of positive words from a lexicon,
- number of negative words,
- average score of lexicon words,
- features based on clusters

Results: Banking domain

Run	Macro-F	Micro-F
SVM baseline	0.3416	0.5829
Participant 1 (3d place) V+	0.4882	0.5362
Participant 2 (1st place) NN+	**0.5594**	0.6569
Participant 9 (2d place) V+	0.5493	**0.6813**
Participant 10 (4^{th} place) V+	0.5055	0.6254

Results: Telecom domain

Run	Macro-F	Micro-F
SVM baseline	0.4555	0.4952
Participant 1 (3d place) V+	0.4683	0.5022
Participant 2 (1st place) NN+	**0.5517**	**0.5881**
Participant 9 (2d place) V+	0.5245	0.5653
Participant 10 (4^{th} place) V+	0.4659	0.5053

RuSentiLex

Russian Lexicon of sentiment words and phrases created semi-automatically

- General word and expressions with sentiment
- Words and phrases with connotations (*unempoyment, global warming*)
- Twitter slang

Labels: positive, negative, neutral, positive/negative

Sentiment ambiguity described – reference to RuThes thesaurus concepts

http://www.labinform.ru/pub/rusentilex/rusentilex.txt

RuSentiLex: description of ambiguity

Example 1: presnyi

пресный, Adj, пресный, negative, emotion, "НЕВКУСНЫЙ" [*tasteless*]

пресный, Adj, пресный, negative, opinion, "НЕИНТЕРЕСНЫЙ" [*insipid*]

пресный, Adj, пресный, positive, fact, "ПРЕСНАЯ ВОДА" [*fresh water*]

Example 2: gryaznii [dirty] –

all senses are negative:

грязный, Adj, грязный, negative, opinion

RuSentiLex: more than 10 thousand word and more than 14 thousand senses

Conclusion

We presented the Russian sentiment analysis evaluation SentiRuEval-2016 devoted to reputation monitoring of banks and telecom companies in Twitter.

Previous evaluation SentiRuEval-2015:

- machine-learning approaches significantly depended on the training collection,
- not enough for qualitative classification of the test collection because of data sparsity and time gap.

The current results of the participants at SentiRuEval-2016: improvement based on combining machine-learning approaches :

- automatic lexical resources, word clusters,
- manual lexicons,
- their combinations

Thank you!

Natalia Loukachevitch

louk_nat@mail.ru