

Wyszukiwanie i Przetwarzanie Informacji – Opinion mining

Information Retrieval & Search

Irmina Masłowska

irmina.maslowska@cs.put.poznan.pl

<http://www.cs.put.poznan.pl/imaslowska/wipi/>

Eksploracja opinii

- Co:
analiza nieustrukturalizowanych danych tekstowych mająca na celu poznanie opinii użytkowników, klientów na temat wykorzystywanych towarów czy usług
- Kto:
producenci/usługodawcy, klienci, reklamodawcy, politycy, media
- Gdzie:
user generated content/user generated media:
social media, blogs, Internet forums, discussion groups, etc.

3 główne zadania eksploracji dla tekstów ewaluacyjnych (czyli dokumentów wyrażających opinie):

- Klasyfikacja nastrojów (sentiment classification)
- Eksploracja i sumaryzacja w oparciu o cechy (feature-based opinion mining and summarization)
- Eksploracja zdań porównawczych i relacji (comparative sentence and relation mining)

3 główne zadania eksploracji dla tekstów ewaluacyjnych (czyli dokumentów wyrażających opinie):

- Klasyfikacja nastrojów (sentiment classification)
- Eksploracja i sumaryzacja w oparciu o cechy (feature-based opinion mining and summarization)
- Eksploracja zdań porównawczych i relacji (comparative sentence and relation mining)

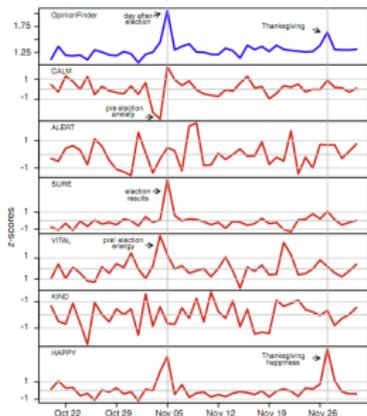
Pierwsze wykonywane jest zwykle na poziomie analizy całego dokumentu, dwa pozostałe wymagają analizy poszczególnych zdań czy sformułowań

- Sentiment analysis
- Opinion extraction
- Sentiment mining
- Subjectivity analysis

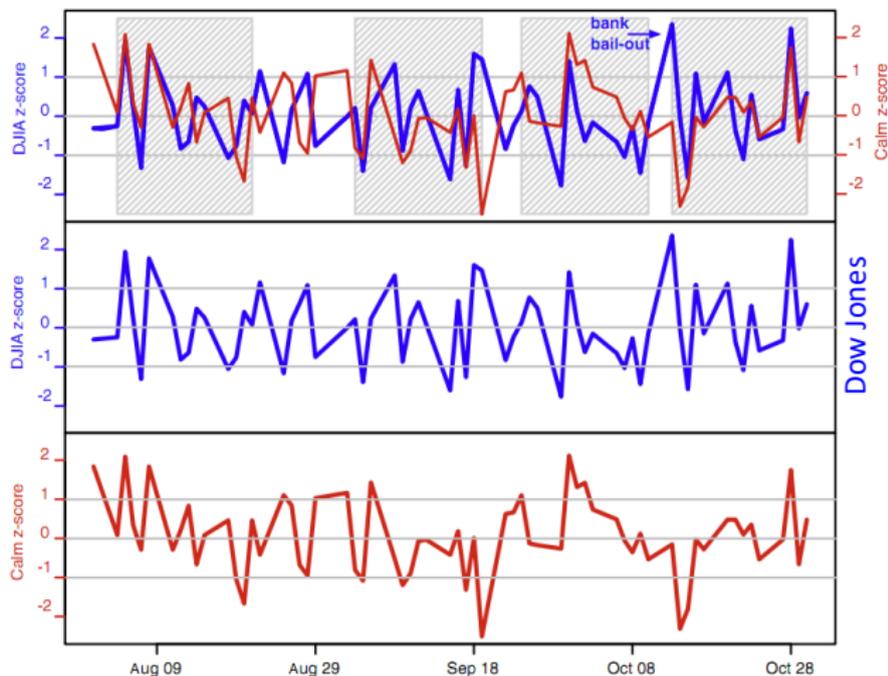
Przykładowe obszary zastosowań:

- Recenzje filmów, książek, etc. – czy dana recenzja jest pozytywna, czy negatywna?
- Wypowiedzi nt. konkretnych produktów/usług – jaka opinia nt. produktu/usługi przeważa w internecie; co ludzie chwalą, co krytykują?
- Nastroje społeczne – ogólne nastawienie w stosunku do bieżącej sytuacji (badanie trendów zadowolenia, zniechęcenia, frustracji)
- Nastroje polityczne – jak jest postrzegany jest dany polityk? jakie opinie krąży nt. (mniej lub bardziej) ważnych kwestii politycznych?
- Predykcja – próby przewidywania wyników wyborów lub trendów na rynku na podstawie analizy nastrojów w mediach społecznych.

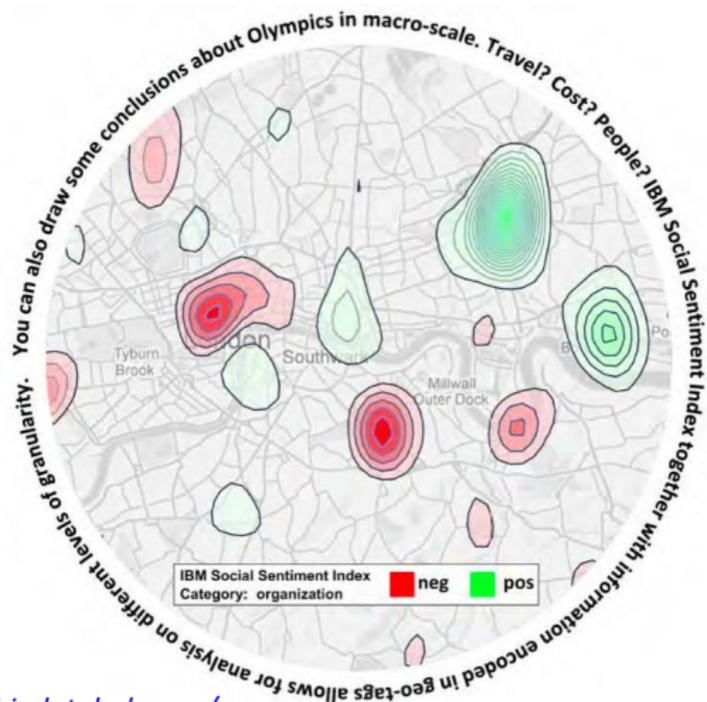
Social sentiment analysis



Johan Bollen, Huina Mao,
Xiaojun Zeng, Twitter
mood predicts the
stock market,
Journal of Computational
Science 2:1, 1-8, 2011



Social sentiment analysis



<http://www.ibmbigdatahub.com/>

Analiza nastrojów dotyczy wykrywania *postaw*, czyli „trwałych dyspozycji do przeżywania reakcji, emocji, afektów czy nastrojów” i bada:

- Źródło, podmiot (kto?)
- Cel, przedmiot lub aspekt, którego dotyczy (co?, kogo?)
- Typ lub rodzaj
 - najczęściej tylko biegunowość: pozytywna, negatywna, ew. neutralna (+ intensywność),
 - lub wybór z pewnego zbioru możliwych postaw: love, like, hate, value, desire, etc.
- Tekst wyrażający postawę – pojedyncze zdanie, fragment lub cały dokument

- **Podstawowe zadanie**

Ocena, czy dany tekst jest wyrazem postawy pozytywnej czy negatywnej (ew. neutralnej)

- **Trudniejsze zadanie**

Ocena intensywności wyrażonej postawy (np. na 5-stopniowej skali)

- **Zaawansowane zadanie**

Detekcja podmiotu, przedmiotu, złożonych typów

- **Podstawowe zadanie**

Ocena, czy dany tekst jest wyrazem postawy pozytywnej czy negatywnej (ew. neutralnej)

- **Trudniejsze zadanie**

Ocena intensywności wyrażonej postawy (np. na 5-stopniowej skali)

- **Zaawansowane zadanie**

Detekcja podmiotu, przedmiotu, złożonych typów

Dla danej kolekcji D tekstów ewaluacyjnych klasyfikator (*sentiment classifier*) ma za zadanie przydzielić każdy dokument $d \in D$ do jednej z dwóch (rzadziej trzech) klas decyzyjnych:

- Pozytywnej
- Negatywnej
- (ew. neutralnej)

Zadanie wydaje się być podobne do zadania klasyfikacji dokumentów tekstowych ze względu na tematykę

Zadanie wydaje się być podobne do zadania klasyfikacji dokumentów tekstowych ze względu na tematykę

- przygotowanie zbioru uczącego,
- wstępne przetwarzanie (stemming, stopwords)
- wybór reprezentacji (binarna, TF-IDF)
- dobór odpowiedniego klasyfikatora (np. Naiwny klasyfikator bayesowski, ...)

Zadanie *wyduje się* być podobne do zadania klasyfikacji dokumentów tekstowych ze względu na tematykę (?)

- czy standardowe listy stopwords dla danego języka nie zawierają słów istotnych dla wyrażania opinii, postaw, emocji, nastrojów? (ach, dobrze, mało, **nie**, ponad, powinni, trzeba, więcej, ...)
- czy reprezentacja TF-IDF może się sprawdzić?

Zadanie *wyduje się* być podobne do zadania klasyfikacji dokumentów tekstowych ze względu na tematykę (?)

- czy standardowe listy stopwords dla danego języka nie zawierają słów istotnych dla wyrażania opinii, postaw, emocji, nastrojów? (ach, dobrze, mało, **nie**, ponad, powinni, trzeba, więcej, ...)
- czy reprezentacja TF-IDF może się sprawdzić?

word occurrence may matter more than word frequency - the occurrence of the word *fantastic* tells us a lot, the fact that it occurs 5 times may not tell us much more

Za: D. Jurafsky, J. Martin, *Speech and Language Processing (3rd ed. Draft)*

Classification using a Score Function

Step 1: score each term in the training set:

$$\text{score}(\text{term}_i) = \frac{P(\text{term}_i | C) - P(\text{term}_i | C')}{P(\text{term}_i | C) + P(\text{term}_i | C')}$$

such defined *score* is a measure of bias towards either class ranging from -1 to 1 .

Step 2: classify a new document $d_i = t_1, t_2, \dots, t_n$

$$\text{class}(d_i) = \begin{cases} C & \Leftrightarrow \text{eval}(d_i) > 0 \\ C' & \text{otherwise,} \end{cases}$$

where

$$\text{eval}(d_i) = \sum_j \text{score}(t_j)$$

termy: **bigramy i trigramy**

eliminacja stopwords: **nie**

stemming: **nie**

za: Dave et al., 2003

Classific. based on Sentiment Phrases

Step 1: extract *phrases* containing adjectives or adverbs (good indicators of subjectivity and opinions), i.e. adjective/adverb + context word
(unpredictable steering vs. unpredictable plot)

Step 2: estimate the semantic orientation of the extracted phrases using the *pointwise mutual information* measure

Step 3: for a given review, compute the *average semantic orientation* of all extracted phrases
If the average is positive classify the review as positive
Otherwise, classify the review as negative

bazuje na POS tagging
za: Turney, 2002

Classific. based on Sentiment Phrases

Patterns of tags for extracting two-word phrases

First word	Second word	Third word
JJ	NN or NNS	anything
RB, RBR, or RBS	JJ	not NN nor NNS
JJ	JJ	not NN nor NNS
NN or NNS	JJ	not NN nor NNS
RB, RBR, or RBS	VB, VBD, VBN, or VBG	anything

JJ – Adjective, NN – Noun singular, NNS – Noun plural,

RB – Adverb, RBR – Adverb comparative, RBS – Adverb superlative

VB – Verb base form, VBD – Verb past tense,

VBN – Verb past participle, VBG – Verb gerund or present participle

Penn Treebank POS Tags

Example: This camera produces *beautiful pictures*.

JJ NNS

miara *pointwise mutual information*

$$PMI(term_1, term_2) = \log_2 \left(\frac{P(term_1 \wedge term_2)}{P(term_1)P(term_2)} \right)$$

ilość informacji nt. wystąpienia pewnego słowa, jaką uzyskujemy, kiedy obserwujemy obecność innego

miara *pointwise mutual information*

$$PMI(term_1, term_2) = \log_2 \left(\frac{P(term_1 \wedge term_2)}{P(term_1)P(term_2)} \right)$$

ilość informacji nt. wystąpienia pewnego słowa, jaką uzyskujemy, kiedy obserwujemy obecność innego

Semantic orientation of a phrase

$$SO(phrase) = PMI(phrase, \text{“excellent”}) - PMI(phrase, \text{“poor”})$$

miara *pointwise mutual information*

$$PMI(term_1, term_2) = \log_2 \left(\frac{P(term_1 \wedge term_2)}{P(term_1)P(term_2)} \right)$$

ilość informacji nt. wystąpienia pewnego słowa, jaką uzyskujemy, kiedy obserwujemy obecność innego

Semantic orientation of a phrase

$$SO(phrase) = PMI(phrase, \text{"excellent"}) - PMI(phrase, \text{"poor"})$$

$$SO(phrase) = \log_2 \left(\frac{hits(phrase \text{ NEAR } \text{"excellent"})hits(\text{"poor"})}{hits(phrase \text{ NEAR } \text{"poor"})hits(\text{"excellent"})} \right)$$

1. Deal with HTML and XML markup
2. Twitter mark-up (names, hash tags)
3. Capitalization (preserve for words in all caps)
4. Emoticons (preserve)

Za: D. Jurafsky, J. Martin, *Speech and Language Processing (3rd ed. Draft)*

Extracting features for classificat.

1. Which terms to use
only adjectives vs. all words
2. Handle negation
I didn't like this movie vs. I really like this movie

Za: D. Jurafsky, J. Martin, *Speech and Language Processing (3rd ed. Draft)*

1. Which terms to use

only adjectives vs. all words

all words often turn out to work better

2. Handle negation

I didn't like this movie vs. I really like this movie

add NOT_ to every word between the negation word and the following punctuation mark

I didn't like this movie, but I

I didn't NOT_like NOT_this NOT_movie but I

Za: D. Jurafsky, J. Martin, *Speech and Language Processing (3rd ed. Draft)*

Cechy

- word n-grams
- negation n-grams (1-, 2-)
- character k-grams
- POS (part of speech) n-grams
- elongated words, elongated punctuations (!! , ??)
- emoticons
- Brown clustering
- opinion lexicons

Cechy

- word n-grams
- negation n-grams (1-, 2-)
- character k-grams
- POS (part of speech) n-grams
- elongated words, elongated punctuations (!! , ??)
- emoticons
- Brown clustering
- **opinion lexicons**

Słowniki

- **SentiWordNet** (<http://sentiwordnet.isti.cnr.it/>) – all synsets automatically annotated for degrees of positivity, negativity, and neutrality/objectiveness:
[estimable(J,3)] “may be computed or estimated” Pos 0 Neg 0 Obj 1
[estimable(J,1)] “deserving of respect or high regard” Pos .75 Neg 0 Obj .25
- Hu and Liu **Opinion Lexicon** – 6789 words, 2006 positive, 4783 negative (<http://www.cs.uic.edu/~liub/FBS/opinion-lexicon-English.rar>)
- **General Inquirer** – 1915 positive words and 2291 negative words (<http://www.wjh.harvard.edu/~inquirer>)
- **MPQA Subjectivity Cues Lexicon** – 6885 words from 8221 lemmas, 2718 positive, 4912 negative, Each word annotated for intensity: strong, weak (http://www.cs.pitt.edu/mpqa/subj_lexicon.html)

Słowniki

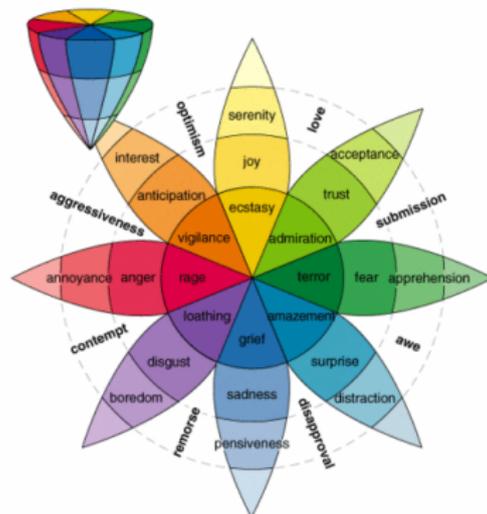
- **NRC Emotion Lexicon** – a collection of seven lexicons (Mohammad and Turney 2011)

8 emotions (anger, fear, anticipation, trust, surprise, sadness, joy, and disgust)

2 sentiments (negative and positive)

- amazingly anger 0
- amazingly anticipation 0
- amazingly disgust 0
- amazingly fear 0
- amazingly joy 1
- amazingly sadness 0
- amazingly surprise 1
- amazingly trust 0
- amazingly negative 0
- amazingly positive 1

Podstawowe emocje – wg. teorii Plutchika



Źródło: Gasiul H., *Teorie emocji i motywacji, rozważania psychologiczne*, Wydawnictwo Uniwersytetu Kardynała Stefana Wyszyńskiego, Warszawa 2002

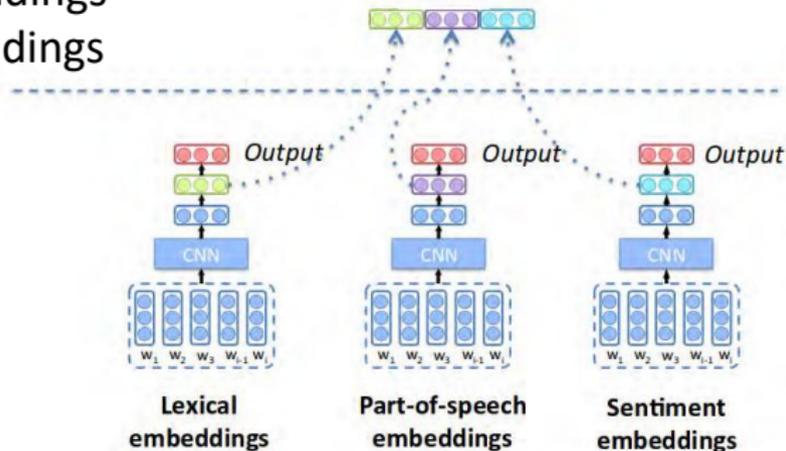
By Machine Elf 1735 - Own work, Public Domain, <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=13285286>

Hashtag Sentiment Lexicon

1. assume that tweets with specific hashtags have known sentiment (e.g. #joy, #sad, #angry, #surprised)
2. crawl tweets during several months
3. filter short and misspelled tweets
4. use PMI
5. investigate influence of negation:
great [highly positive] → not great [mildly negative]
terrible [strong negative] → not terrible [mildly negative]

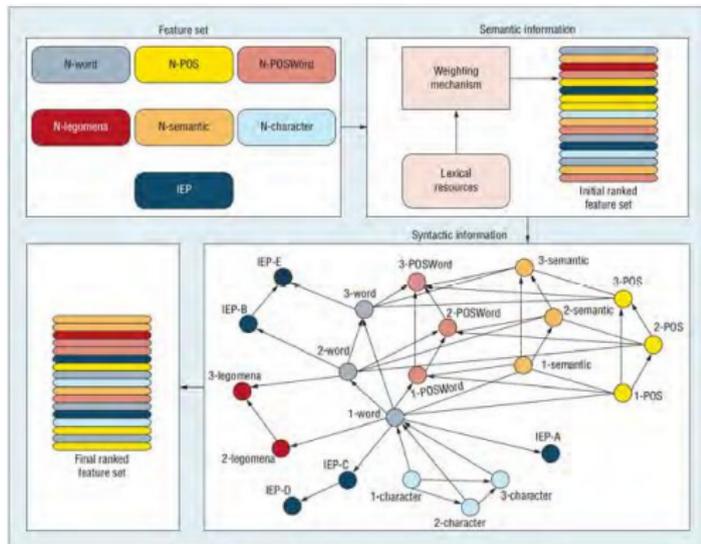
Embeddings

- Word/Lexical embeddings
- Part-of-speech embeddings
- Document embeddings
- Sentiment embeddings



Selekcja cech

- Information Gain
- χ^2
- F statistics
- intelligent methods



Sentiment classification – features

Feature group	Rel. impor. [%]
5 character-gram	26.03
4 character-gram	21.75
3 character-gram	21.74
Brown clusters	6.92
Negated 1-gram	6.62
1-gram + POS	4.24
Negated + 2-gram	3.48
1-gram	2.69
2-gram	1.87
NRC Hashtag Lexicon	1.49
SentiWordNet	1.00
NRC Lexicon	0.93
Opinion Lexicon	0.62
3-gram	0.34
MPQA corpus	0.25
4-gram	0.03

Relative feature importances (%) for features groups

PUT at SemEval-2016 Task 4: The ABC of Twitter Sentiment Analysis. M. Lango, D. Brzezinski, J. Stefanowski, SemEval@NAACL-HLT, 126-132

Sentiment classification – features

Feature name	Rel. impor. [%]
NRC Hashtag Lexicon: mean	0.79
Brown cluster: 01110110	0.73
SentiWordNet: sum of negative	0.63
5 k-gram: “d &am”	0.55
Brown cluster: 1110011001111	0.49
NRC Hashtag Lexicon: max	0.48
Opinion Lexicon: negative	0.47
Brown cluster: 111101011101	0.42
3 k-gram “ok ”	0.41
4 k-gram “ nor”	0.40
Brown cluster: 0100100	0.38
3 k-gram “ NY”	0.35
2 n-gram: not against	0.35
Brown cluster: 111101111100100	0.34
5 k-gram “ Anth”	0.34

Relative feature importances (%) of top 15 features

PUT at SemEval-2016 Task 4: The ABC of Twitter Sentiment Analysis.
M. Lango, D. Brzezinski, J. Stefanowski, SemEval@NAACL-HLT, 126-132

Algorytmy uczone

- Support Vector Machines
- Additive tree models (ATMs)
 - Random Forests
 - Gradient Boosting Trees with weights
- ...
- Deep Learning
 - Convolutional Neural Networks
 - ...

Algorytmy uczone

- Support Vector Machines
- Additive tree models (ATMs)
 - Random Forests
 - Gradient Boosting Trees with weights
- ...
- Deep Learning
 - Convolutional Neural Networks
 - ...
- Combinations of the above

Klasyfikacja na poziomie oceny całych dokumentów

- daje szybką diagnozę wiodących opinii odnośnie badanego obiektu (produktu, usługi, tematu, wydarzenia)
- nie ujawnia, co konkretnie użytkownicy lubią w danym przedmiocie lub nie
- nie daje się łatwo zastosować do tekstów, które nie są typowymi recenzjami (np. luźne wpisy w mediach społ.) ze względu na konieczność przeprowadzenia na nich uprzedniej ekstrakcji fragmentów ewaluacyjnych

Summarization in opinion search

Lego Mindstorms

Software

6 visits



★★★★☆ Very Good

95% favorable of

95 opinions rated

Swotti Index



Ranking · Software

Features	★★★★★
Performance	★★★★★
Usability	★★★★☆
Graphics	★★★★☆
Price	★★★☆☆
Problems	★★★☆☆

Tags cloud ▶

Buzz Metrics ▶

Canon PowerShot A620

Cameras - Canon

35414 visits

only \$299.99

[→ see prices](#)



★★★★★ Excellent

92% favorable of

2.695 opinions rated

With a 7.1 megapixel CCD image sensor and 4x optical zoom backed up by a lightning-fast Digic II processor, the Canon PowerShot A620 offers a lot of high-end features at a very reasonable price. The flip-out and twist feature on the 2.0" LCD screen assures that you'll never have ...

[→ see specifications](#)

Swotti Index



Ranking · Cameras 77 · Canon 37

Image Quality	★★★★★
Battery	★★★★★
Zoom	★★★★★
Usability	★★★★☆
Features	★★★★☆
Video	★★★☆☆
Speed	★★★☆☆
Price	★★★☆☆
Design	★★★☆☆
Size	★★★☆☆

Tags cloud

Buzz Metrics

Opinion search

The screenshot shows a Mozilla Firefox browser window displaying the Swotti website. The page title is "Lego Mindstorms - Most relevant opinions - Mozilla Firefox". The URL is "http://www.swotti.com/software/lego-mindstorms_33972.htm". The Swotti logo is visible, along with the tagline "Search, rate and compare. Let Swotti advise you!". The navigation menu includes "Home", "Categories", "Ranking", and "Compare". The main content area shows the product "Lego Mindstorms" with a rating of "Very Good" (4.5 stars) and "95% favorite of 95 opinions rated". A "Swotti Index" table provides a breakdown of ratings for various categories. A "Tags Cloud" section highlights "Image-Design" as a prominent tag. The "Opinions" section shows "513 opinions analyzed for this result" and includes buttons for "Recommend a Site about this product" and "Add an opinion about this product". The "Others Rankings" section lists "JOHNNY DEPP" as a related item.

Swotti Index

Category	Rating
Features	★★★★★
Performance	★★★★★
Usability	★★★★★
Graphics	★★★★★
Price	★★★★★
Problems	★★★☆☆

Tags Cloud

Office-Desktop and Business
Image-Design
Programming Utilities
Internet-Security
OS CMS
Home-Leisure

Opinions Comparison

513 opinions analyzed for this result

Recommend a Site about this product Add an opinion about this product

Others Rankings

People **People**

JOHNNY DEPP

Opinion search

Lego Mindstorms - Most relevant opinions - Mozilla Firefox

http://www.swottt.com/software/lego-mindstorms_33972.htm

Lego Mindstorms - Most r... | Varifrank: January 2007 Archi... | WigoBot melds Lego with Wi...

MOST RELEVANT | BEST | WORST | LATEST

About this search results 1 2 3 4 5 Next

Tag	Date	Opinions	Relevancy	Valorate this opinion
General	18.01.2009	we construct robots to interact with entertainment systems in our place! Lego Mindstorms are incredibly awesome	100%	<input type="radio"/> Good <input type="radio"/> Bad
Performance	18.01.2009	How to build a really fast LEGO MINDSTORMS NXT This short video shows how to build a really fast NXT robot	82%	<input type="radio"/> Good <input type="radio"/> Bad
General	18.01.2009	Barnes & Noble LEGO Mindstorms are a great way to get into robotics	74%	<input type="radio"/> Good <input type="radio"/> Bad
General	18.01.2009	Matthias Paul Scholz's LEGO MINDSTORMS NXT Great Ball Contraption page /Matthias Paul Scholz's LEGO MINDSTORMS NXT Great Ball Contraption page	69%	<input type="radio"/> Good <input type="radio"/> Bad
General	18.01.2009	com/ some nice little Lego Mindstorms robots, plus some larger ones: /03 - Nick joins with several members of	67%	<input type="radio"/> Good <input type="radio"/> Bad
General	18.01.2009	com/some nice little Lego Mindstorms robots, plus some larger ones: /03 - Nick joins with several members of the	66%	<input type="radio"/> Good <input type="radio"/> Bad
General	18.01.2009	Looks very cool Lego Mindstorms NXT , Lego Mindstorms NXT , * Comments	57%	<input type="radio"/> Good <input type="radio"/> Bad

Trilobot Meets Lego Mindstorms Hey...

PULP FICTION [Go to category](#)

Technology TVs

- SAMSUNG LN46A650
- SAMSUNG LNS2A650
- SAMSUNG LN46A550

[Go to category](#)

Entertainment Music Bands

- METALLICA
- THE BEATLES
- RADIOHEAD

[Go to category](#)

Opinion search

about this product

BY TAG LANGUAGE

MOST RELEVANT BEST **WORST** LATEST

About this search results 1 2 3 4 5 Next

Tag	Date	Opinions	Relevancy	Valorate this opinion
General	18.01.2009	Varifrank: January 2007 Archives Lego Mindstorms is a deceptive piece of technology	34%	Good Bad
General	18.01.2009	Parallax Boe-Bot robot Still, not as cool as LEGO MindStorms's infrared port	29%	Good Bad
General	18.01.2009	eu = Sundries Its not as cool as Lego Mindstorms	29%	Good Bad
General	18.01.2009	Lego Mindstorms Invention, Patents On Miracle Cutlery, Images Of Fore inventors only club caddy, lego mindstorms invention, the ancient egyptians inventions, famous african american inventors in health, essays about	11%	Good Bad
General	18.01.2009	Twitter / Shawn Workman Lego Mindstorms is a fun place to start	11%	Good Bad
		No Starch Press: Jin Sato's LEGO		

D40

CANON EOS 400D

CANON POWERSHOT SD1000 / DXUS 70

[Go to category](#)

Technology GPS Devices

GARMIN Nuvi 350 3.5"

GARMIN Nuvi 660 4.3" WIDESCREEN BLUETOOTH

GARMIN Nuvi 360 3.5" BLUETOOTH

[Go to category](#)

Software Video Games

MARIO KART

BIOSHOCK

Opinion search

The screenshot shows a search interface for 'Lego Mindstorms'. At the top, there are two search filters: 'about this product' and 'about this product'. Below these are filters for 'BY TAG' (set to 'All Tag') and 'LANGUAGE' (set to 'All'). There are four sorting buttons: 'MOST RELEVANT', 'BEST', 'WORST', and 'LASTEST'. Below the filters, it says 'About this search results' with a pagination indicator '1 2 3 4 5 Next'. A table displays search results with columns for Tag, Date, Opinions, Relevancy, and Valorate this opinion. The first result is for 'Lego Mindstorms' with a date of '18.01.2009' and a relevancy of '34%'. The text of the opinion is 'Varifrank: January 2007 Archives Lego Mindstorms is a deceptive piece of technology'. There are 'Good' and 'Bad' buttons next to the relevancy score. Below the table, there are more search results, including one for 'Mario Kart' and another for 'BioShock'. On the right side of the interface, there are product listings for cameras: 'D40', 'CANON EOS 400D', and 'CANON POWERSHOT SD1000 / DXUS 70'. There is a 'Go to category' button and a section for 'Technology GPS Devices' with a listing for 'GARMIN NIMX 350 3.5"'. At the bottom of the page, there are navigation icons for back, forward, and search.

Tag	Date	Opinions	Relevancy	Valorate this opinion
General	18.01.2009	Varifrank: January 2007 Archives Lego Mindstorms is a deceptive piece of technology	34%	Good Bad
General	18.01.2009	Twitter / Shawn Workman Lego Mindstorms is a fun place to start	11%	Good Bad
		No Starch Press: Jin Sato's LEGO		

Lego Mindstorms is a **deceptive** piece of technology. If you're like me, you hear the word "Lego" and all you think about is the pain of stepping on them in the middle of the night when your kids don't clean their rooms, but the "Lego" aspect is not what is really important here. Lego Mindstorms is a simple to use, create your own robotic system. It uses a software controllable CPU system that drives a set of sensors and motors that you can control. A bluetooth compatible, portable CPU system that uses an RJ-45 interface with GUI driven software So yeah, a good portion of my vacation was spent playing with Legos, and yeah, I loved it.

Opinion search

The screenshot shows a search results page for 'Lego Mindstorms'. At the top, there are two search filters: 'about this product' and 'about this product'. Below these are filters for 'BY TAG' (set to 'All Tag') and 'LANGUAGE' (set to 'All'). There are also buttons for sorting: 'MOST RELEVANT', 'BEST', 'WORST', and 'LASTEST'. A summary line reads 'About this search results' with a pagination indicator '1 2 3 4 5 Next'. The main content is a table of search results:

Tag	Date	Opinions	Relevancy	Valorate this opinion
General	18.01.2009	Varifrank: January 2007 Archives Lego Mindstorms is a deceptive piece of technology	34%	Good Bad
General	18.01.2009	Twitter / Shawn Workman Lego Mindstorms is a fun place to start	11%	Good Bad
		No Starch Press: Jin Sato's LEGO		

On the right side of the page, there are product recommendations for cameras: D40, CANON EOS 400D, and CANON POWERSHOT SD1000 / DXUS 70. Below these is a 'Go to category' link. Further down, there is a section for 'Technology GPS Devices' with a recommendation for GARMIN NUVI 350 2.5". At the bottom right, there are recommendations for MARIO KART and BIOSHOCK.

Lego Mindstorms is a **deceptive** piece of technology. If you're like me, you hear the word "Lego" and all you think about is the pain of stepping on them in the middle of the night when your kids don't clean their rooms, but the "Lego" aspect is not what is really important here. Lego Mindstorms is a simple to use, create your own robotic system. It uses a software controllable CPU system that drives a set of sensors and motors that you can control. A bluetooth compatible, portable CPU system that uses an RJ-45 interface with GUI driven software So yeah, a good portion of my vacation was spent playing with Legos, and yeah, [I loved it.](#)

spamowanie opinii to umyślne działanie człowieka mające na celu oszukanie czytelników lub zautomatyzowanych systemów eksploracji opinii poprzez dodawanie niezastżzonych pozytywnych opinii dla pewnych promowanych obiektów (np. towarów), ewent. pisanie niesprawiedliwych, kłamliwych opinii pewnym obiektom, aby popsuć ich reputację

Cele spamowania opinii

- promocja pewnego docelowego obiektu
- psucie reputacji innego konkurencyjnego obiektu
- oba powyższe
- żaden z powyższych

Hype spam – tworzenie niezastężonych pozytywnych opinii

Defaming spam – tworzenie niesprawiedliwych lub złośliwych opinii negatywnych

Types of opinion spam

	Hype spam	Defaming spam
Good quality	1	2
Poor quality	3	4
In-between	5	6

Spammerskie opinie w regionach 1, 3, 5 powstają zazwyczaj na zamówienie producentów lub właścicieli w celu promocji danego produktu

Spammerskie opinie w regionach 2, 4, 6 powstają na zamówienie konkurencji, aby popsuć wizerunek producenta i osłabić reputację danego produktu

Types of opinion spam

	Hype spam	Defaming spam
Good quality	1	2
Poor quality	3	4
In-between	5	6

Większość technik identyfikacji spamu skupia się na regionach 2, 3, 5, 6 – jako najbardziej groźnych

Osoby indywidualne (autor książki, lekarz, ...)

Zorganizowane grupy osób – często zatrudnionych i opłacanych specjalnie w celu „budowania wizerunku w Internecie”

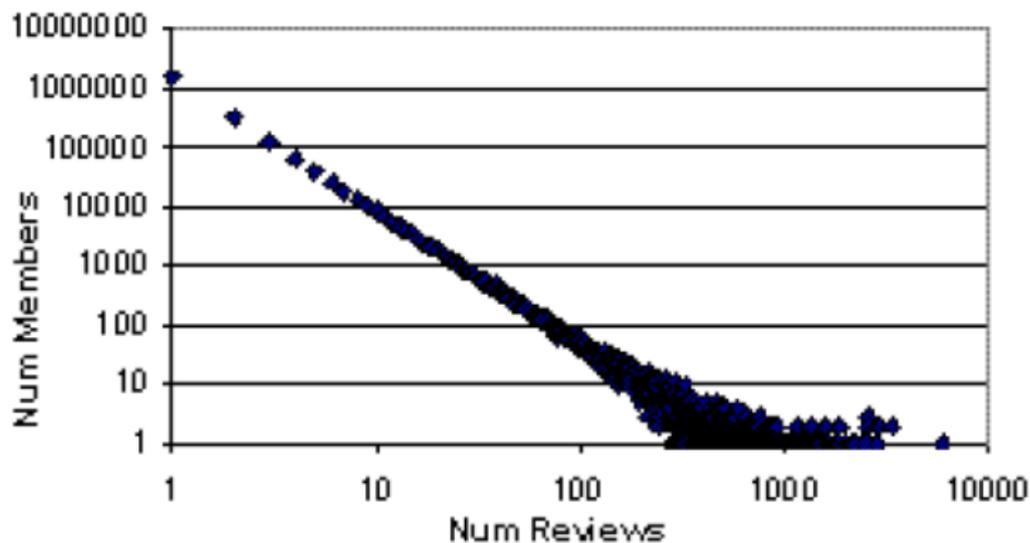


Figure 1. Log-log plot of number of reviews to number of members for Amazon.

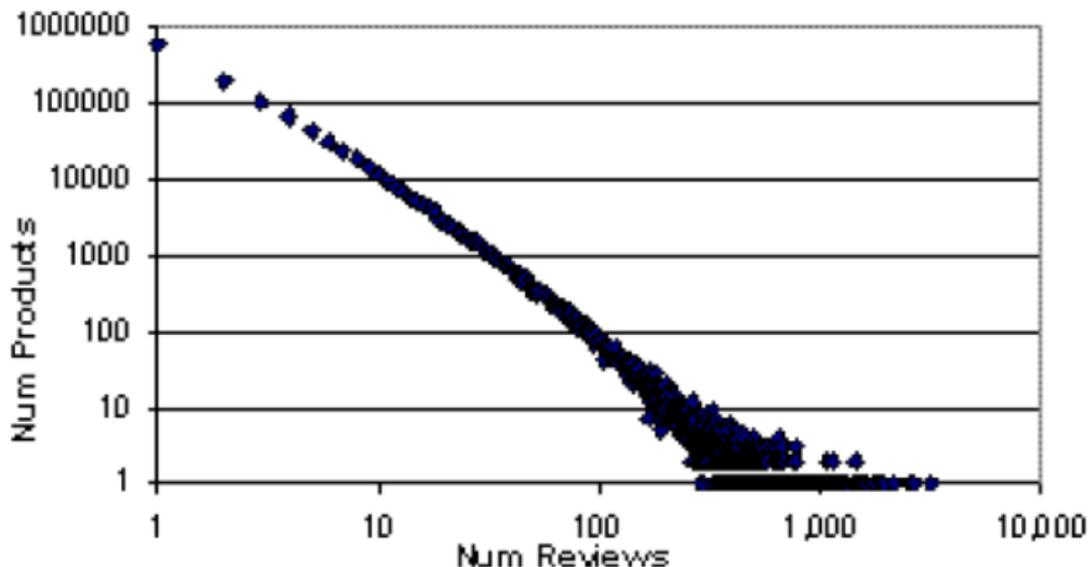


Figure 2. Log-log plot of number of reviews to number of products for amazon.

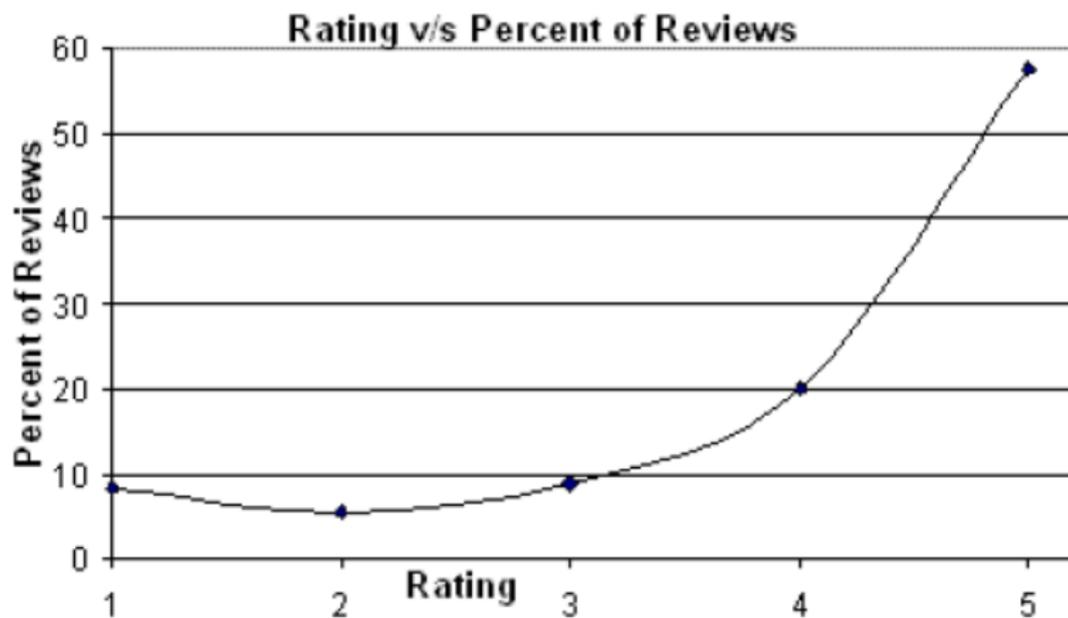


Figure 4. Rating vs. percent of reviews

Spam detection approaches

- review centric spam detection
- reviewer centric spam detection
- server centric spam detection

Review centric spam detection

- Compare content similarity
- Detect rating and content outliers
- Compare average ratings from multiple sites
- Detect rating spikes

Assumption: a review has two main parts: rating and content

Reviewer centric spam detection

“Unusual” behaviors of reviewers are exploited for spam detection

- Watch early reviewers
- Detect early remedial actions
- Compare review ratings of the same reviewer on products from different brands
- Compare review times

Assumption: all the reviews of each reviewer at a site are known

Server centric spam detection

The server log at the review site can provide valuable information for spam detection

- Multiple reviews coming from the same IP
- Most positive reviews from a particular region

An Individual Spammer

The spammer builds up reputation by reviewing other products in the same or different categories/brands that he/she does not care about and give them agreeable ratings and reasonable reviews. Then, he/she becomes a trustworthy reviewer

An Individual Spammer

The spammer registers multiple times at a site using different user-ids and writes multiple spam reviews, so that his/her reviews or ratings will not appear as outliers. The spammer may also use different machines to avoid being detected by server log based detection methods that compare IP addresses of reviewers

An Individual Spammer

The spammer gives a reasonably high rating but writes a critical (negative) review. This may fool detection methods that find outliers based on ratings alone. Yet, automated review mining systems will pick up all the negative sentiments in the actual review content

A group of spammers

- reviews the same product to lower the rating deviation
- writes a review roughly at the time when the product is launched
- reviews at random or irregular intervals to hide spikes
- is divided into sub-groups so that each sub-group can spam at different web sites

Przez „atak” rozumiemy wstawianie sztucznych (fałszywych) profili do systemów *collaborative filtering* w celu uzyskania wpływu na odpowiedź tego systemu dla pewnych (wybranych) przedmiotów

„shilling” attacks = „profile injection” attacks

shill - a person who poses as a customer in order to decoy others into participating, as at a gambling house.

[Random House Kernerman Webster's College Dictionary]

Przez „atak” rozumiemy wstawianie sztucznych (falszywych) profili do systemów *collaborative filtering* w celu uzyskania wpływu na odpowiedź tego systemu dla pewnych (wybranych) przedmiotów

„shilling” attacks = „profile injection” attacks

- *push attack* – ma na celu zwiększenie rekomendacji dla atakowanego przedmiotu
- *nuke attack* – ma na celu zmuszenie systemu do zaprzestania rekomendacji atakowanego przedmiotu

Random attack – fałszywy profil zawiera losowe oceny przedmiotów z wyjątkiem przedmiotu atakowanego, który ma ocenę maksymalną. Oceny są rozłożone losowo wokół średniej oceny dla wszystkich przedmiotów i wszystkich użytkowników (profilu) – pojedyncza wartość średnia dla całego ataku

Random attack – fałszywy profil zawiera losowe oceny przedmiotów z wyjątkiem przedmiotu atakowanego, który ma ocenę maksymalną. Oceny są rozłożone losowo wokół średniej oceny dla wszystkich przedmiotów i wszystkich użytkowników (profilu) – pojedyncza wartość średnia dla całego ataku

- minimalny koszt wiedzy dziedzinowej
- niska efektywność

Average attack – fałszywe profile zawierają oceny przedmiotów rozłożone losowo wokół ocen uśrednionych indywidualnie dla każdego przedmiotu. W tym ataku ocenę przedmiotu $r[i]$ wyznacza się na podstawie średniej ocen tego przedmiotu dla tych użytkowników, którzy ocenili ten przedmiot – pojedyncza wartość średnia na przedmiot

Average attack – fałszywe profile zawierają oceny przedmiotów rozłożone losowo wokół ocen uśrednionych indywidualnie dla każdego przedmiotu. W tym ataku ocenę przedmiotu $r[i]$ wyznacza się na podstawie średniej ocen tego przedmiotu dla tych użytkowników, którzy ocenili ten przedmiot – pojedyncza wartość średnia na przedmiot

- średni koszt wiedzy dziedzinowej
- dobra efektywność dla systemów *user-based*
- niska efektywność dla systemów *item-based*

Sampling attack – fałszywe profile zawierają oceny przedmiotów skopiowane w całości z prawdziwych profili użytkowników wyselekcjonowanych z atakowanej bazy profili, wzbogacone o odpowiednie oceny dla atakowanego przedmiotu

Sampling attack – fałszywe profile zawierają oceny przedmiotów skopiowane w całości z prawdziwych profili użytkowników wyselekcjonowanych z atakowanej bazy profili, wzbogacone o odpowiednie oceny dla atakowanego przedmiotu

- duży koszt wiedzy dziedzinowej
- świetna efektywność dla systemów *user-based*
- świetna efektywność dla systemów *item-based*

Bandwagon attack – wykorzystanie prawa Zipfa w rozkładzie popularności na rynkach konsumenckich. Fałszywe profile są tworzone przez zastosowanie najwyższych ocen dla niewielkiej liczby „popularnych” przedmiotów łącznie z przedmiotem promowanym; pozostałe przedmioty są oceniane w sposób podobny jak w atakach: *random attack* lub *average attack*

Bandwagon attack – wykorzystanie prawa Zipfa w rozkładzie popularności na rynkach konsumenckich. Fałszywe profile są tworzone przez zastosowanie najwyższych ocen dla niewielkiej liczby „popularnych” przedmiotów łącznie z przedmiotem promowanym; pozostałe przedmioty są oceniane w sposób podobny jak w atakach: *random attack* lub *average attack*

- średni koszt wiedzy dziedzinowej
- świetna efektywność dla systemów *user-based*
- mała efektywność dla systemów *item-based*

Favorite Item attack – profile atakujące są tworzone przeciwko konkretnemu użytkownikowi. Ulubione przedmioty użytkownika – te z ocenami wyższymi niż średnia tego użytkownika – otrzymują maksymalne oceny w fałszywych profilach razem z przedmiotem promowanym; pozostałe przedmioty są oceniane losowo lub minimalnymi ocenami

Favorite Item attack – profile atakujące są tworzone przeciwko konkretnemu użytkownikowi. Ulubione przedmioty użytkownika – te z ocenami wyższymi niż średnia tego użytkownika – otrzymują maksymalne oceny w fałszywych profilach razem z przedmiotem promowanym; pozostałe przedmioty są oceniane losowo lub minimalnymi ocenami

- wysoki koszt wiedzy dziedzinowej – dedykowanej dla konkretnych użytkowników
- świetna efektywność dla systemów *user-based*
- świetna efektywność dla systemów *item-based*

Segmented attack – rozszerzenie ataku typu *Favorite Item*

Pod uwagę brane są ulubione przedmioty atakowanego segmentu użytkowników – te z ocenami wyższymi niż średnia w tej grupie użytkowników – otrzymują maksymalne oceny w fałszywych profilach; pozostałe przedmioty otrzymują oceny losowe lub minimalne

Segmented attack – rozszerzenie ataku typu *Favorite Item*

Pod uwagę brane są ulubione przedmioty atakowanego segmentu użytkowników – te z ocenami wyższymi niż średnia w tej grupie użytkowników – otrzymują maksymalne oceny w fałszywych profilach; pozostałe przedmioty otrzymują oceny losowe lub minimalne

- ograniczony koszt wiedzy dziedzinowej – wiedza o grupie użytkowników (nie o każdym z osobna)
- świetna efektywność dla systemów *user-based*
- świetna efektywność dla systemów *item-based*