

Paweł Lula

Uniwersytet Ekonomiczny w Krakowie

AUTOMATYCZNA ANALIZA OPINII KONSUMENCKICH

Streszczenie: Celem artykułu jest próba klasyfikacji i scharakteryzowania metod automatyzacji analizy opinii konsumenckich oraz przedstawienie wyników prób ich zastosowania do analizy opinii polskojęzycznych. W pierwszej części pracy zaprezentowano klasyfikację opinii oraz metod ich analizy. Część druga poświęcona jest systemom rozpoznającym ogólny charakter opinii, natomiast trzecia zawiera charakterystykę systemów pozwalających na ocenę poszczególnych atrybutów badanych produktów. W referacie zaprezentowano proces budowy oraz ocenę dwóch różnych systemów analizy opinii konsumenckich. W ostatnim punkcie zamieszczono wnioski wynikające z przedstawionych badań.

Słowa kluczowe: text mining, eksploracyjna analiza tekstu, analiza opinii konsumenckich.

1. Wstęp

Większość zapisów występujących w dokumentach tekstowych służy relacjonowaniu faktów lub wyrażaniu opinii. Opinie mogą dotyczyć różnorodnych zagadnień: mogą zawierać spostrzeżenia konsumentów na temat usług i produktów lub odzwierciedlać poglądy polityczne, społeczne czy gospodarcze. Mogą dotyczyć zagadnień moralnych czy filozoficznych. Miejscem ich publikacji są najczęściej artykuły lub blogi.

Przydatność opinii wyrażanych przez inne osoby jest bezdyskusyjna. Może ona służyć zarówno celom poznawczym, jak i utylitarnym. Bardzo szybko zwiększająca się liczba publikowanych opinii w pełni uzasadnia potrzebę konstruowania systemów analizujących je w sposób automatyczny – bez udziału człowieka lub przy jego niewielkim zaangażowaniu.

W literaturze światowej zagadnienie *eksploracji opinii* (określane jako *opinion mining*) pojawiło się w 2003 roku [Dave i in. 2003]. Zamiennie stosowane jest również pojęcie *sentiment analysis*, które pojawiło się w kilku publikacjach: [Das, Chen 2001; Turney 2002; Pang i in. 2002; Nasukawa, Yi 2003].

Jednym z najistotniejszych elementów utrudniających analizę opinii konsumenckich jest ich subiektywny charakter. Z tego powodu podejmowane są próby

podnoszenia jakości samych opinii oraz metod ich prezentacji, zwiększających wartość informacyjną prezentowanych sądów. Do głównych można zaliczyć [Pang, Lee 2008]:

- tworzenie systemów pozwalających użytkownikom na wyrażanie swoich opinii poprzez głosowanie; system publikuje opinie zagregowane, powstałe w wyniku zsumowania głosów poszczególnych użytkowników;
- wyróżnianie w jednolity sposób pewnych typów opinii,
- publikowanie informacji o liczbie czytelników zgadzających się i niezgadzających się z prezentowanym poglądem,
- prezentowanie informacji o opiniodawcy (np. grupa zawodowa),
- stosowanie systemu pozwalającego na definiowanie autorytetu opiniodawcy.

Celem artykułu jest próba klasyfikacji i scharakteryzowania metod automatyzacji analizy opinii konsumenckich oraz przedstawienie wyników prób ich zastosowania do analizy opinii polskojęzycznych. Praca składa się z kilku części. W pierwszej zaprezentowano klasyfikację opinii oraz metod ich analizy. Druga poświęcona jest systemom rozpoznającym ogólny charakter opinii. Część trzecia charakteryzuje systemy pozwalające na ocenę poszczególnych atrybutów ocenianych produktów. W ostatnim punkcie zamieszczono wnioski wynikające z przedstawionych badań.

2. Rodzaje opinii i typy ich analizy

W niniejszej pracy rozważania zostały ograniczone do zagadnień związanych z automatyzacją procesu analizy opinii konsumenckich.

Ze względu na strukturę opinie podzielić można na:

- a) ustrukturyzowane,
- b) nieustrukturyzowane.

Przeprowadzona analiza opinii może mieć na celu:

a) rozpoznanie charakteru opinii (jako całości) – w najprostszym przypadku celem jest określenie *pozytywnego* lub *negatywnego* charakteru opinii; w części badań opiniom przypisuje się jedną z trzech etykiet: *pozytywna*, *negatywna* lub *neutralna*, również często spotykanym rozwiązaniem jest ocena charakteru opinii na skali punktowej (np. poprzez przypisanie odpowiedniej liczby gwiazdek);

b) analizę ukierunkowaną na cechy produktu – której celem jest odnalezienie w tekście analizowanego dokumentu zapisów odnoszących się do poszczególnych cech produktu i pozwalających na ich ocenę; ocena cech może być wyrażona poprzez przypisanie im właściwych określeń (np. *dobry* lub *zły*) lub może mieć charakter porównawczy i zawierać odwołania do analogicznych cech innych produktów.

Warto zauważyć, że jeśli celem badań jest określenie charakteru opinii jako całości, to jednorazowo przetwarzany jest cały dokument. Natomiast jeśli analiza

ukierunkowana jest na pozyskanie opinii dotyczących poszczególnych cech produktu, to przetwarzanie ma charakter wieloetapowy, a w każdym etapie przetwarzane są poszczególne zdania tekstu opinii.

3. Analiza ukierunkowana na identyfikację charakteru opinii

Ten rodzaj badań ma na celu określenie ogólnej wymowy opinii (np. opinia pozytywna, neutralna, negatywna). Wykonywany jest zwykle za pomocą typowego podejścia stosowanego w eksploracyjnej analizie tekstu i obejmuje:

- podział dokumentu na wyrazy;
- sprowadzenie wyrazów występujących w tekście do formy podstawowej;
- identyfikacja fraz (np. nie jest dobry, ładny i tani);
- pominięcie słów nieistotnych lub uwzględnienie słów istotnych;
- stworzenie macierzy częstości dla analizowanego dokumentu i jej ewentualne przekształcenie; stworzona w ten sposób struktura poddawana jest dalszemu przetwarzaniu;
- zdefiniowanie klasyfikatora pozwalającego na przypisanie opinii do jednej z predefiniowanych klas: klasyfikator może przyjąć postać:
 - reguł definiowanych przez człowieka (system ekspercki),
 - modelu powstałego poprzez zastosowanie algorytmu uczonego.

Przy analizie opinii konsumenckich za szczególnie istotny należy uznać etap związany z pomijaniem słów nieistotnych (lub też uwzględnianiem słów istotnych). Dobór wyrazów uwzględnionych w dalszym przetwarzaniu powinien wynikać z zasadniczego celu konstruowanego systemu, jakim jest rozpoznanie subiektywnego stosunku autora tekstu do opisywanego przedmiotu, a nie pozyskanie informacji o przedmiocie.

Realizacja obliczeń wymaga zastosowania oprogramowania wspierającego eksploracyjną analizę tekstu (np. pakiet *tm* w środowisku *R* lub *Text Miner* będący elementem systemu STATISTICA). Przy analizie dokumentów polskojęzycznych wspomniane narzędzia powinny być wspomagane przez zewnętrzne programy pozwalające na redukcję do formy podstawowej polskich wyrazów (np. słownik morfologiczny SAM lub pakiet Morfologik). Wstępna obróbka dokumentów pochodzących z zasobów Internetu wymaga ujednoczenia sposobu kodowania znaków. Niezastąpionym narzędziem w tym zakresie jest program Gżegżółka.

4. Analiza ukierunkowana na cechy produktu

Celem tego typu badań jest identyfikacja fragmentów dokumentu odnoszących się do poszczególnych atrybutów produktu i przeprowadzenie ich oceny na podstawie wyodrębnionych fragmentów tekstu. Podejście takie charakteryzuje się tym, że:

- opiera się na zdefiniowanych wzorcach zdań;

- wykorzystuje wiedzę dziedzinową:
 - lingwistyczną (np. dotyczącą struktury zdania),
 - dotyczącą dziedziny, której dotyczy opinia (np. w postaci słowników zawierających listy cech produktu oraz określeń pozwalających na ich ocenę);
- może mieć charakter:
 - eksperckiego systemu regułowego, a więc takiego, w którym zasady przetwarzania dokumentu są zapisane w postaci reguł skonstruowanych przez człowieka i odzwierciedlających jego wiedzę i doświadczenie;
 - modelu utworzonego poprzez uczenie maszynowe, niedefiniowanego bezpośrednio przez człowieka, lecz powstającego poprzez zastosowanie algorytmów uczenia maszynowego w oparciu o prezentowane przez człowieka przykłady zdań opiniujących wraz z odpowiadającymi im sformalizowanymi zapisami zidentyfikowanych (przez człowieka) opinii.

4.1. Ekspercki system analizy opinii

System ekspercki analizuje dokumenty zgodnie z zasadami dostarczonymi przez człowieka. Przedmiotem analizy są zdania wchodzące w skład opinii, wśród których warto wyodrębnić dwa podstawowe typy:

- zdania oceniające produkt (jako całość lub jego cechy);
- rekomendacje (pozytywne lub negatywne).

Istotnym elementem takiego systemu są słowniki (tzw. gazety), które w przypadku analizy opinii mogą zawierać słownictwo reprezentujące:

- listę atrybutów produktu;
- słownik synonimów;
- typowe frazy oceniające;
- najczęściej spotykane wyrażenia rekomendujące.

Najistotniejszym jednak elementem eksperckiego rozwiązania służącego analizie opinii są wzorce wypowiedzi. Najprostsze z nich to wyrażenia z odpowiednią formą czasownika *być* pozwalające na ocenę rozważanych elementów za pomocą przymiotników (np.: *obudowa jest wytrzymała, dyktafon okazuje się nieprzydatny*) oraz wyrażenia zawierające słowa lub wyrażenia oznaczające fakt posiadania jakiegoś atrybutu (np. *telefon ma aparat, aparat ma autofocus*).

Ważną rolę odgrywają również wzorce opisujące zastosowanie słów wzmacniających lub osłabiających znaczenie (modyfikatory), np. *ładny, bardzo ładny, dość ładny, super ładny*.

Również istotnym elementem jest formalne ujęcie zasad użycia przeczeń (*nie jest ładny, niedobry*) oraz porównań (np. *dźwięk lepszy niż w przeciętnym aparacie, jest gorszy od...*).

Budowa regułowego systemu analizy opinii konsumenckich wymaga zastosowania właściwego oprogramowania. Doskonałym narzędziem konstrukcji tego ty-

pu rozwiązań jest pakiet GATE (gate.ac.uk). Do cech systemu GATE, które sprawiają, że jest on szczególnie przydatny do budowy systemów automatycznej analizy tekstu, należy zaliczyć przede wszystkim dostępność języka JAPE (*Java Annotation Patterns Engine*), pozwalającego na definiowanie złożonych wzorców opisujących wyszukiwane fragmenty tekstu. JAPE bazuje na mechanizmie wyrażen regularnych (przy czym podstawowym elementem wyrażenia są wyrazy, a nie znaki – jak w typowej koncepcji wyrażen regularnych). Formalizm JAPE pozwala na konstrukcję zaawansowanych wzorców, natomiast sposób przetworzenia zidentyfikowanych fragmentów tekstu może zostać opisany za pomocą fragmentów kodu w języku Java.

Przedstawione w bieżącym punkcie podejście zastało zastosowane przy budowie prostego systemu analizy opinii konsumenckich, dotyczących wybranych modeli telefonów komórkowych. Teksty opinii zaczerpnięto z serwisu www.cokupic.pl.

Przy budowie systemu zastosowano wiele słowników. Do najważniejszych z nich należy zaliczyć:

- słownik atrybutów poddawanych ocenie (uwzględniono takie cechy telefonów, jak: wygląd, bateria, kalendarz, gps, słuchawki, obsługa Internetu, klawiatura, obsługa poczty elektronicznej, odtwarzacz mp3, menu, funkcje fotograficzne, cena, procesor, jakość wykonania, radio, rozdzielczość ekranu, obsługa komunikatów SMS, jakość dźwięku, gwarancja oraz możliwość korzystania z sieci wi-fi); dla każdego atrybutu zdefiniowano słownik zawierający nazwy odnoszące się do rozważanej cechy (np. słownik zawierający słowa odpowiadające atrybutowi *bateria* zawierał takie określenia, jak: *bateria*, *akumulator*, *akumulatorek*);
- słowniki zawierające listy słów i zwrotów wykorzystywanych przy ocenie telefonu i jego atrybutów (stworzono trzy słowniki zawierające odpowiednio słowa i wyrażenia o wymowie pozytywnej, neutralnej oraz negatywnej);
- słowniki zwrotów rekomendujących – oddzielne dla rekomendacji pozytywnych (np. *rekomenduję*, *polecam*) oraz negatywnych (np. *odradzam*, *nie polecam*);
- słownik form czasownika *być* oraz słów i wyrażen o podobnym znaczeniu – wykorzystywany do analizy zwrotów oceniających rozważany element za pomocą przymiotnika (np. *ekran jest wyraźny*, *bateria okazała się wytrzymała*),
- słownik pojęć opisujących fakt posiadania (np. *klawiatura ma podświetlenie*).

W systemie istnieje również możliwość uwzględnienia w trakcie analizy modyfikatorów oraz zdań przeczących. Reguły pozwalające na ich odnalezienie oraz właściwą interpretację zapisano w postaci reguł JAPE. Przykładowa opinia zaprezentowana jest na rysunku 1. Opisuje ona sposób interpretacji fraz złożonych ze słowa *nie* oraz słowa opiniującego o zabarwieniu pozytywnym. W wyniku działania tej reguły słowo *nie* zostaje włączone do frazy opiniującej i jednocześnie zmienia się wymowa wyrażenia z pozytywnego na negatywne.

Zastosowanie zdefiniowanych i przedstawionych narzędzi pozwala na wyszukanie i interpretację właściwych fragmentów tekstu. Przetwarzanie pozwala przekształcić

```

no_phrases.jape - Notatnik
Plik Edycja Format Widok Pomoc
Phase: no_phrase
Input: Token Lookup Sentence
Options: control = all debug = true

Rule: no_positive_opinion
(
    {Token.string =~ "[Nn]ie"}
    {Lookup.majorType == "opinion_word", Lookup.minorType == "pos"}
):neg_pos
-->
{
    AnnotationSet annots = bindings.get("neg_pos");
    long first = annots.firstNode().getOffset();
    long last = annots.lastNode().getOffset();
    Annotation LookupAnnot = bindings.get("neg_pos").get("Lookup").iterator().next();
    outputAS.remove(LookupAnnot);
    FeatureMap features = Factory.newFeatureMap();
    features.put("majorType", "opinion_word");
    features.put("minorType", "neg");
    try {
        outputAS.add(first, last, "Lookup", features);
    } catch (InvalidOffsetException e){};
}

```

Rys. 1. Przykładowa reguła w języku JAPE

Źródło: opracowanie własne.

tekst do postaci ustrukturyzowanej, znacznie dogodniejszej do dalszego przetworzenia za pomocą klasycznych narzędzi analizy danych. Rezultaty przetworzenia przykładowego dokumentu opiniującego zamieszczone zostały na rysunku 2.

The screenshot shows the GATE interface with a text document and a table of lookup results. The text document contains a paragraph about mobile phones. The table below lists the lookup results for each word in the text.

Type	Set	Start	End	Id	Features
Lookup		0	7	221	{majorType=phone_attr, minorType=general}
Lookup		17	45	115	{majorType=opinion_word, minorType=pos}
Lookup		49	58	107	{majorType=opinion_word, minorType=pos}
Lookup		67	73	108	{majorType=phone_attr, minorType=sms}
Lookup		67	70	222	{majorType=phone_attr, minorType=sms}
Lookup		109	112	223	{majorType=phone_attr, minorType=gps}
Lookup		185	196	109	{majorType=phone_attr, minorType=mp3player}
Lookup		220	227	110	{majorType=opinion_word, minorType=pos}
Lookup		228	233	111	{majorType=phone_attr, minorType=photo}
Lookup		237	244	224	{majorType=phone_attr, minorType=battery}
Lookup		237	244	112	{majorType=phone_attr, minorType=battery}
Lookup		252	257	225	{majorType=opinion_word, minorType=pos}
Lookup		252	257	113	{majorType=opinion_word, minorType=pos}
Lookup		278	286	114	{majorType=phone_attr, minorType=general}
Lookup		318	325	226	{majorType=recommendation_word, minorType=pos}

Rys. 2. Wynik przetworzenia przykładowej opinii za pomocą narzędzi systemu GATE

Źródło: opracowanie własne.

4.2. System tworzony przy wykorzystaniu uczenia maszynowego

W zakresie przetwarzania tekstów uczenie maszynowe jest wykorzystywane przede wszystkim w systemach automatycznego tłumaczenia [Brown i in. 1993;

Goutte i in. 2009]. Wśród wielu podejść do zagadnienia generowania automatycznego przekładu wyróżnia się statystyczne systemy tłumaczenia maszynowego, które tworzone są poprzez automatyczne pozyskiwanie reguł opisujących sposób tłumaczenia z prezentowanych korpusów równoległych. Korpus równoległy jest zbiorem par zdań o takim samym znaczeniu, zapisanych w dwóch różnych językach. Korpusy równoległe są przydatne nie tylko przy budowie automatycznych systemów tłumaczących, ale wspomagają również prace badawcze prowadzone przez ekspertów. Przykładem mogą być równoważne teksty zapisane w różnych językach, znajdujące się na kamieniu z Rosetty, które pozwoliły na rozpoznanie egipskiego pisma hieroglificznego. Obecnie za najpopularniejsze korpusy równoległe należy uznać Biblię oraz różne wersje językowe dokumentów przygotowywanych przez organizacje międzynarodowe (ze względu na dostępność polskiej wersji językowej szczególne znaczenie mają dokumenty Unii Europejskiej).

Punktem wyjścia jest przygotowanie korpusu równoległego zawierającego odpowiadające sobie zdania w dwóch językach (tradycyjnie oznaczanych jako język f oraz język e). Zakładamy, że celem systemu będzie tłumaczenie z języka f na język e .

Zadaniem systemu jest wskazanie dla danego zdania w języku f najbardziej prawdopodobnego odpowiednika w języku e , czyli takiego, który maksymalizuje prawdopodobieństwo warunkowe $p(e|f)$. System realizuje to zadanie poprzez zastosowanie reguły Bayesa, zgodnie z którą:

$$p(e|f) = \frac{p(e)p(f|e)}{p(f)}. \quad (1)$$

Maksymalizacji poddawane jest wyrażenie znajdujące się w liczniku: $p(e)p(f|e)$, dzięki czemu dąży się do uzyskania poprawności przekładu, maksymalizując $p(f|e)$ oraz preferując zdania w języku docelowym o większej częstotliwości występowania – co jest osiągnięte poprzez maksymalizację $p(e)$.

Najtrudniejszym zadaniem, pojawiającym się w trakcie przygotowywania statystycznego systemu tłumaczącego, jest wykrycie reguł opisujących zasady dopasowania słów w rozważanych językach. Realizacja tego zadania jest konieczna, gdyż nie można przyjąć założenia, że i -ty wyraz w zdaniu w języku f odpowiada i -temu wyrazowi w języku e . Podczas analizy zapisów pochodzących z korpusu równoległego dla każdego wyrazu i każdej sekwencji wyrazów o maksymalnej długości k (gdzie k jest parametrem o wartości określonej przez twórcę systemu) wyszukiwane są najbardziej prawdopodobne odpowiedniki w drugim języku.

Budowa systemu automatycznego tłumaczenia wymaga zastosowania odpowiedniego oprogramowania. W trakcie przygotowywania opisanego w dalszej czę-

ści systemu analizy opinii konsumenckich wykorzystany został system MOSES¹ wraz z systemem GIZA++ odpowiedzialnym za dopasowanie wyrazów.

Również to podejście zostało wykorzystane do budowy systemu analizy opinii dotyczących telefonów komórkowych. Proces ten miał charakter wieloetapowy. Pierwszym etapem było zaproponowanie języka formalnego, reprezentującego najważniejsze elementy zawarte w opinii. Język ten obejmował:

- Listę atrybutów odnoszących się do telefonów: *battery*, *bluetooth*, *calendar*, *design*, *functionality*, *internet*, *irda*, *keyboard*, *mail*, *mp3player*, *photo*, *processor*, *quality*, *resolution*, *screen*, *signal*, *sms*, *sound*, *speed*, *torch*, *usability*, *vibration*.
- Listę wyrażen służących ocenie atrybutów. Były one konstruowane zgodnie ze schematem: *attr_very_poor* – bardzo niska ocena atrybutu, *attr_poor* – niska ocena atrybutu, *attr_average* – ocena przeciętna, *attr_good* – ocena dobra, *attr_very_good* – ocena bardzo dobra. Na przykład do oceny atrybutu *battery* stosuje się określenia: *battery_very_poor*, *battery_poor*, *battery_average*, *battery_good*, *battery_very_good*.
- Dwa określenia służące do oceny ceny telefonu: *cheap* oraz *expensive*.
- Wyrażenia wyrażające brak jakiejś cechy w telefonie budowane zgodnie ze wzorcem: *lack_of_attr*; na przykład: *lack_of_wifi*.
- Wyrażenie służące do stwierdzenia faktu wyposażenia telefonu w określony atrybut: *equipped_with_attr*; na przykład: *equipped_with_wifi*.
- Wyrażenia reprezentujące negatywną lub pozytywną rekomendację: *negative_recommendation* oraz *positive_recommendation*.

Kolejnym etapem konstruowania systemu była budowa korpusu równoległego, który liczył około 600 zdań. Fragment korpusu zawiera tabela 1.

Tabela 1. Fragment korpusu

Bateria trzyma parę dni	<i>battery_good</i>
Wytrzymałość baterii jak i niska cena telefonu	<i>battery_good</i> , <i>cheap</i>
W telefonie długo trzyma bateria, jest on mały i lekki	<i>battery_good</i> , <i>design_good</i>
Plusem była długo trzymająca bateria, a minusem niestety brak wibracji	<i>battery_good</i> , <i>lack_of_vibration</i>
Ma jedne z lepszych baterii na rynku, posiada również bardzo dobry aparat fotograficzny	<i>battery_good</i> , <i>photo_good</i>
Bateria długo trzyma bardzo dobrze robi zdjęcia, bateria długo trzyma	<i>battery_good</i> , <i>photo_good</i> , <i>battery_good</i>
Bateria trzyma ładnie parę dni, aparat robi bardzo dobrej jakości zdjęcia	<i>battery_good</i> , <i>photo_very_good</i>

Źródło: opracowanie własne.

Uczenie systemu tłumaczącego zrealizowano za pomocą programu MOSES. Na etapie oceny poddano analizie przykładowy tekst:

¹ <http://www.statmt.org/moses/>.

Jest to dobry telefon. Bateria trzyma długo. Ma dobry aparat. Telefon jest wytrzymały i solidny. Ma latarkę. Nie jest drogi. Szczerze polecam.

Wynik działania systemu przedstawiony został poniżej (podkreślono fragmenty, które zostały zinterpretowane w sposób błędny):

Translating: **jest to dobry telefon** .
BEST TRANSLATION: **quality-good phone-good**
Translating: **bateria trzyma długo** .
BEST TRANSLATION: **battery-good**
Translating: **ma dobry aparat** .
BEST TRANSLATION: **photo-good**
Translating: **telefon jest wytrzymały i solidny** .
BEST TRANSLATION: **quality-poor** **quality-good**
Translating: **ma latarkę**.
BEST TRANSLATION: **equipped-with-torch**
Translating: **nie jest drogi** .
BEST TRANSLATION: **expensive**
Translating: **szczerze polecam** .
BEST TRANSLATION: **positive-recommendation**

5. Wnioski końcowe

Ze względu na szybko powiększające się zasoby Internetu rozwój mechanizmów pozwalających na automatyczną analizę dokumentów tekstowych wydaje się nieunikniony. Wśród tego typu narzędzi ważną rolę odgrywają narzędzia umożliwiające analizę opinii wyrażonych w postaci tekstowej. Trudno jest przeprowadzić jednoznaczną ocenę porównawczą podejść przedstawionych w niniejszej pracy. Każde rozwiązanie ma swoje zalety i wady, a ich ocena jest uzależniona od przyjętego zestawu kryteriów, wśród których na szczególną uwagę zasługują: cel analizy, złożoność systemu, szybkość jego tworzenia, możliwość skorzystania z wiedzy eksperckiej oraz łatwość utrzymania i rozbudowy systemu.

Rozwiązania oparte na klasycznym podejściu *text miningowym*, systemy regułowe oraz systemy wykorzystujące wiedzę reprezentowaną za pomocą ontologii, mają charakter dziedzinowy i nie radzą sobie w obszarach odbiegających od tych, które zostały uwzględnione w trakcie ich projektowania. Zastosowanie technik automatycznego tłumaczenia pozwala na rozszerzenie zakresu zastosowań projektowanych rozwiązań. Niestety, zwiększenie uniwersalności systemu znacznie zwiększa jego złożoność, czas tworzenia oraz komplikuje jego utrzymanie.

Każda decyzja dotycząca wyboru podejścia powinna być poprzedzona dokładną analizą wymagań i zakładanego sposobu funkcjonowania tworzonego systemu.

Literatura

- Berry M.W. (red.), *Survey of Text Mining. Clustering, Classification, and Retrieval*, Springer, New York 2003.
- Brown P.F., Della Pietra S.A., Della Pietra V.J., Mercer R.L., *The mathematics of statistical machine translation: Parameter estimation*, „Association for Computational Linguistic” 1993, vol. 19, no. 2, s. 263-311.
- Das S., Chen M., *Yahoo! for Amazon: Extracting Market Sentiment from Stock Message Boards*, Proceedings of the Asia Pacific Finance Association Annual Conference (APFA), Bangkok, Thailand, July 22-25, 2001.
- Dave K., Lawrence S., Pennock D.M., *Mining the peanut gallery: Opinion extraction and semantic classification of product reviews*, <http://kushaldave.com/p451-dave.pdf>, 2003.
- Goutte C., Cancedda N., Dymetman M., Foster G. (red.), *Learning Machine Translation*, Massachusetts Institute of Technology, The MIT Press, Cambridge – Massachusetts – London 2009.
- Nasukawa T., Yi J., *Sentiment Analysis: Capturing Favorability Using Natural Language Processing*, Proceedings of the Conference on Knowledge Capture (K-CAP), ACM, New York 2003, s. 70-77.
- Pang B., Lee L., *Opinion mining and sentiment analysis*, „Foundations and Trend in Information Retrieval” 2008, vol. 2, no. 1-2.
- Pang B., Lee L., Vaithyanathan S., *Thumbs up? Sentiment Classification Using Machine Learning Techniques*, Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), Morristown 2002, s. 79-86.
- Turney P., *Thumbs up or Thumbs Down? Semantic Orientation Applied to Unsupervised Classification of Reviews*, Proceedings of the Association for Computational Linguistics (ACL), Philadelphia 2002, s. 417-424.

EXPLORATORY ANALYSIS OF CONSUMERS' OPINIONS

Summary: The presentation and classification of selected methods of opinion mining is the main goal of the paper. The paper is composed of three main parts. In the first one some introductory remarks concerning consumer opinions and methods of their analysis are presented. The second part is focused on the systems of opinion classification. In the third part of the article systems for product attributes evaluation are shown. These tools are divided into two groups: expert systems and machine learning models. The last part also shows and evaluates the results of two exemplary opinion mining solutions.