

DOI: 10.5604/01.3001.0010.4849

## ROZPOZNAWANIE EMOCJI W TEKSTACH POLSKOJĘZYCZNYCH Z WYKORZYSTANIEM METODY SŁÓW KLUCZOWYCH

Adrian Nowaczyk, Lidia Jackowska-Strumillo

Politechnika Łódzka, Instytut Informatyki Stosowanej

**Streszczenie.** Dynamiczny rozwój sieci społecznościowych sprawił, że Internet stał się najpopularniejszym medium komunikacyjnym. Zdecydowana większość komunikatów wymieniana jest w postaci wiadomości tekstowych, które niejednokrotnie odzwierciedlają stan emocjonalny autora. Identyfikacja emocji w tekstach znajduje szerokie zastosowanie w handlu elektronicznym, czy telemedycynie, stając się jednocześnie ważnym elementem w komunikacji człowiek-komputer. W niniejszym artykule zaprezentowano metodę rozpoznawania emocji w tekstach polskojęzycznych opartą o algorytm detekcji słów kluczowych i lematyzację. Uzyskano dokładność rzędu 60%. Opracowano również pierwszą polskojęzyczną bazę słów kluczowych wyrażających emocje.

**Słowa kluczowe:** rozpoznawanie emocji, interakcja człowiek-komputer, przetwarzanie języka naturalnego, przetwarzanie tekstów

### EMOTION RECOGNITION IN POLISH TEXTS BASED ON KEYWORDS DETECTION METHOD

**Abstract.** Dynamic development of social networks caused that the Internet has become the most popular communication medium. A vast majority of the messages are exchanged in text format and very often reflect authors' emotional states. Detection of the emotions in text is widely used in e-commerce or telemedicine becoming the milestone in the field of human-computer interaction. The paper presents a method of emotion recognition in Polish-language texts based on the keywords detection algorithm with lemmatization. The obtained accuracy is about 60%. The first Polish-language database of keywords expressing emotions has been also developed.

**Keywords:** emotion recognition, human computer interaction, natural language processing, text processing

### Wstęp

Rozpoznawanie stanów emocjonalnych ma zastosowanie między innymi w handlu elektronicznym. Informację o bieżącym nastroju klienta z powodzeniem można wykorzystać w procesie doboru spersonalizowanych treści reklamowych, np. poprzez zaproponowanie książki na temat medytacji osobie, która jest aktualnie zła i zestresowana. Bardziej precyzyjny dobór reklam przekłada się na zwiększenie skuteczności akcji marketingowych, co w efekcie powoduje wzrost zysków.

Opinie klientów na temat produktów, czy usług są kluczową informacją dla wielu przedsiębiorstw. Obecnie na rynku dostępne są wyspecjalizowane portale internetowe gromadzące oceny konsumentów. Jednym z celów analizy tekstu poszczególnych wpisów jest rozpoznawanie emocji ich autora. Istnieje więc zapotrzebowanie na opracowanie skutecznych metod rozpoznawania stanu emocjonalnego recenzentów w chwili dodawania opinii, które umożliwią skuteczną ocenę poziomu zadowolenia klienta. Dzięki temu przedsiębiorca otrzyma informację zwrotną na temat własnej oferty produktowej, czy też będzie w stanie ocenić poziom przywiązania klienta do marki.

Obszar zastosowania mechanizmów rozpoznających emocje w tekstach nie ogranicza się wyłącznie do zastosowań związanych z handlem elektronicznym. Detektor stanów emocjonalnych może zostać użyty w telemedycynie, jako wsparcie dla psychologów i psychiatrów w procesie diagnozowania i leczenia zaburzeń psychicznych. Algorytm analizując korespondencję elektroniczną z pacjentem, będącą jedną z form komunikacji w telemedycynie, pomoże ocenić jego stan emocjonalny i na bieżąco przekazywać informacje lekarzowi.

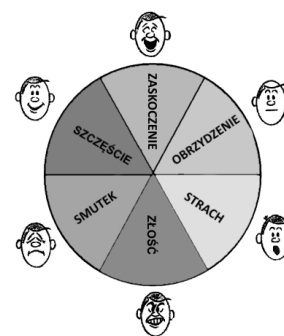
Zdecydowana większość znanych rozwiązań dostępna jest dla języka angielskiego i opiera się o wykorzystanie słów kluczowych. W niniejszej pracy zaproponowano algorytm rozpoznawania emocji w tekstach polskojęzycznych, który wykorzystuje metodę słów kluczowych oraz lematyzację. Algorytm z lematyzacją charakteryzuje się znacznie lepszą skutecznością rozpoznawania emocji niż klasyczny algorytm oparty wyłącznie o słowa kluczowe. W artykule porównano oba algorytmy. Na potrzeby obu algorytmów zbudowano bazę słów kluczowych o silnym zabarwieniu emocjonalnym.

### 1. Teoria emocji

Trudno w sposób jednoznaczny zdefiniować pojęcie emocji, ponieważ proces jego powstawania jest bardzo złożony i indywidualny dla każdego człowieka. Specjaliści są jednak

zgodni co do tego, że jest to stan chwilowego pobudzenia psychicznego, charakteryzujący się silną intensywnością [15]. Emocja to automatyczna reakcja mózgu, będąca następstwem jakiegoś wydarzenia. Pobudzeniu psychicznemu towarzyszą zazwyczaj procesy fizjologiczne, takie jak szybsze bicie serca, przyływy gorąca, czy też zwiększenie napięcia wybranych grup mięśniowych. Potwierdza to dwuczynnikowa teorii emocji, zwanej również teorią Schachtera-Singera, według której, aby mówić o wystąpieniu stanu emocjonalnego, konieczne jest wystąpienie dwóch czynników: pobudzenia na poziomie fizjologicznym (np. przyspieszonego bicia serca) oraz świadomej interpretacji przyczyny jego wystąpienia [15].

Pojedyncze emocje grupowane są w tak zwanych modelach emocji, które dalej dzielą się na dwie podstawowe grupy: modele grubo- i drobno-ziarniste. Klasyfikacja gruboziarnista charakteryzuje użyciem uogólnionych modeli składających się z kilku elementów. Hancock w swoich badaniach zaproponował model definiujący dwa rodzaje emocji: pozytywną i negatywną [8]. Klasyfikacja drobnoziarnista to grupa alternatywnych modeli emocji zawierających od kilku do kilkunastu elementów, bardzo często tworzonych według określonych reguł. Jako przykłady można przywołać tutaj teorię Paula Ekmana [4], czy też Roberta Plutchika [14]. Ekman początkowo wyróżnił pięć podstawowych emocji: strach, złość, smutek, szczęście i obrzydzenie, do których później dołączono zaskoczenie. Koło sześciu podstawowych emocji Paula Ekmana, przedstawione na rysunku 1, jest obecnie najbardziej popularnym i najczęściej stosowanym modelem.



Rys. 1. Koło emocji Paula Ekmana (Opracowanie własne na podstawie [21])

Robert Plutchik w swoim podejściu zaproponował osiem podstawowych emocji, które połączył w pary emocji przeciwstawnych. Według Ekmana i Plutchika bardziej złożone różnorodne emocje są kombinacją emocji podstawowych. W modelu Plutchika połączenia te zwane są diadami [4, 14].

## 2. Metody rozpoznawania emocji

Można wyodrębnić kilka sposobów rozpoznawania ludzkich emocji. Wyróżnia się m.in. rozwiązania oparte na przetwarzaniu mowy naturalnej [9, 18], przetwarzaniu obrazów [20], badaniu aktywności biologicznej organizmu człowieka [10], czy też wyłuskiwaniu emocji z tekstu pisanego [7, 11, 12]. W pierwszej z wymienionych metod analizie podlega dźwięk i zazwyczaj badana jest jego częstotliwość podstawowa (F0). W przypadku przetwarzania obrazów w głównej mierze mowa o odczytywaniu emocji w mimice twarzy i w ruchach gałek ocznych [20]. Równie często można spotkać się z rozwiązaniami określającymi odczucia na podstawie wzorców ruchowych, takich jak mowa ciała, czy gesty [16]. Istnieje również wiele metod szacujących emocje na podstawie aktywności biologicznej organizmu człowieka np. aktywności bioelektrycznej mózgu [10].

## 3. Rozpoznawanie emocji w tekście

Wszystkie powyższe rozwiązania to metody, które nie są ściśle powiązane z konkretnym językiem, jak ma to miejsce w sposobach rozpoznawania emocji na podstawie analizy tekstów. Większość istniejących rozwiązań została przygotowana dla treści w języku angielskim. Metody rozpoznawania emocji bazujące na analizie tekstów dzielą się na trzy zasadnicze grupy: detekcję z wykorzystaniem słów kluczowych, detekcję bazującą na uczeniu maszynowym oraz detekcję hybrydową [1].

### • Metoda słów kluczowych

Rozpoznawanie emocji odbywa się przez wyszukiwanie słów kluczowych i w większości przypadków bazuje na metodzie *keyword-spotting* [11], polegającej na rozbiciu tekstu na wyrazy, a następnie wskazaniu słów o zabarwieniu emocjonalnym. Znane są liczne usprawnienia wspomnianej metody. Elliott zaproponował, aby dodatkowo określać intensywność emocji poprzez wyszukiwanie przymiotników, takich jak „bardzo”, „mocno”, czy też „wiele” [5]. Rozwiązania bazujące na rozpoznawaniu słów kluczowych opierają się o słownikowe bazy danych, takie jak Princeton University WordNet [6], oznaczone znacznikami emocji. Strapparava i Valitutti stworzyli jedną z pierwszych baz emocji – WordNet Affect [17]. Wstępna wersja zaproponowanego zbioru zawierała ok. 2000 wpisów, które pośrednio lub bezpośrednio wskazywały na konkretny stan emocjonalny. Baza opracowana przez Strapparava i Valituttiego rozszerza zbiór leksykalny WordNet – każdy z rekordów rzutowany jest na słowo znajdujące się w zbiorze opracowanym przez Princeton University.

### • Uczenie maszynowe

W rozwiązaniach opartych o uczenie maszynowe emocja wyznaczana jest na podstawie rezultatów przetworzenia bazy treningowej. Na bazie zbioru uczącego wyznaczane są reguły determinujące występowanie emocji danego typu. Docelowo emocja wyznaczana jest poprzez odnajdywanie analogicznych zależności w zbiorach testowanych. I tak na przykład, Teng i inni [19] opracowali rozwiązanie, w którym zastosowano maszynę wektorów nośnych (SVM – ang. *Support Vector Machine*) opierającą się na uczeniu statystycznym oraz statystyce Bayesowskiej. Autorzy metody SVM stworzyli własny model danych wejściowych umożliwiający rozpoznawanie dwóch rodzajów emocji: pozytywnej oraz negatywnej. Z kolei Dung i Cao [3] zaimplementowali metodę opartą o ukryte modele Markowa (HMM – ang. *Hidden Markov Model*). Rozwiązanie to zakłada, że każda sentencja zawiera informację o potencjalnej przyczynie wystąpienia stanu emocyjnego, dlatego analizie poddawana jest grupa zdań. Algorytm wyznacza emocję na podstawie zidentyfikowanej sentencji zdarzeń.

### • Detekcja hybrydowa

Metody hybrydowe w większości przypadków są połączeniem detekcji słów kluczowych i podejścia opartego o uczenie maszynowe. Nie jest to jednak regułą, istnieje cały szereg rozwiązań korzystających z mechanizmów, których nie można

zakwalifikować jednoznacznie do wyżej wymienionych grup. Metody hybrydowe bardzo często analizują zdanie biorąc pod uwagę jego kontekst, co znacząco zwiększa ich dokładność. Wśród przykładowych rozwiązań można wymienić metodę wspólnego histogramu akcji (MAH – ang. *Mutual Action Histogram*), opracowaną przez Lu i innych [12]. W metodzie tej zdanie wejściowe rozbijane jest na dwie encje połączone ze sobą akcją (reprezentowaną zazwyczaj przez czasownik). Emocja wyznaczana jest na podstawie wcześniej opracowanych reguł opisujących zależności pomiędzy poszczególnymi encjami. Innym przykładem detekcji hybrydowej może być hierarchiczna klasyfikacja przedstawiona przez Ghaziego i innych [7]. Autorzy proponują wielopoziomą, hierarchiczną analizę zdania wejściowego. W pierwszym kroku sprawdza się, czy sentencja jest nośnikiem emocji, następnie wykonywana jest gruboziarnista klasyfikacja określająca wysokopoziomowy charakter odczucia (pozytywny lub negatywny). Na samym końcu zdanie badane jest pod kątem występowania bardziej szczegółowych emocji określonych modelem Paula Ekmana [7]. Metoda charakteryzuje się 7% wzrostem efektywności w stosunku do podejścia, w którym wykonywany jest tylko i wyłącznie ostatni krok – detekcja emocji bazująca na drobnoziarnistej klasyfikacji.

Wymienione grupy rozwiązań charakteryzują się różną złożonością oraz skutecznością. Metody słów kluczowych oraz podejścia oparte na uczeniu maszynowym odznaczają się stosunkowo małą efektywnością. W dużej mierze związane jest to z faktem, że nie biorą pod uwagę kontekstu badanego zdania. Ponadto skuteczność wspomnianych algorytmów jest ściśle powiązana z jakością zbiorów treningowych i liczebnością baz słownikowych. Odpowiedzią na problem niskiej efektywności są metody hybrydowe łączące różne podejścia oraz w wielu przypadkach analizujące kontekst wypowiedzi.

Dotychczasowe badania udowadniają, że odczytanie emocji na podstawie analizy tekstów jest jak najbardziej możliwe. W literaturze nie znaleziono zastosowania żadnej ze znanych metod do rozpoznawania emocji w tekstach polskojęzycznych.

## 4. Metoda słów kluczowych

Główną ideą metody detekcji słów kluczowych, zwanej dalej SK, jest wykrywanie wyrazów określających występowanie emocji danego typu. Algorytm jest adaptacją rozwiązania *keyword-spotting* [11] opracowanego dla języka angielskiego. W oryginalnej metodzie SK w pierwszej kolejności tekst wejściowy rozbijany jest na wyrazy, następnie identyfikuje się słowa kluczowe charakteryzujące emocje.

Ze względu na rozbudowaną deklinację oraz koniugację występującą w języku polskim adaptacja algorytmu SK wymagała wprowadzenia pewnych modyfikacji. Dlatego też został on rozszerzony o mechanizm lematyzacji wyznaczający podstawowe formy gramatyczne wyrazów. Algorytm detekcji słów kluczowych z lematyzacją, zwany dalej SKL, został przedstawiony na rysunku 2. Autorzy proponują również badanie intensywności odczucia, aby w ostatnim kroku sprawdzić, czy wyraz będący słowem kluczowym nie został wcześniej zanegowany, czyli nie zmieniło się jego początkowe znaczenie.



Rys. 2. Algorytm SKL – Metoda słów kluczowych z lematyzacją

W celu pełniejszego zobrazowania działania proponowanej metody w dalszej części pracy posłużono się poniższym przykładem zdania wejściowego:

*Jestem szczęśliwy, ponieważ wyzdrowiałem!*

Proces rozpoznawania emocji metodą wykrywania słów kluczowych z lematyzacją (SKL) składa się z następujących etapów:

### 1) Fragmentacja

Analizie poddawane są pojedyncze słowa, dlatego pierwszym etapem procesu jest rozbięcie zdania na samodzielne jednostki leksykalne (symbole).

*jestem | szczęśliwy | , | ponieważ | wyzdrowiałem | !*

### 2) Lematyzacja

Podczas tego procesu określany jest lemat, czyli podstawowa forma gramatyczna wyrazów znaczących. Rzeczowniki przekształcane są do formy mianownika liczby pojedynczej, czasowniki przyjmują postać bezokolicznika czasu teraźniejszego itd.

*być | szczęśliwy | , | ponieważ | wyzdrowieć | !*

### 3) Eliminacja nieznaczących wyrazów

Na tym etapie z listy symboli usuwane są wszystkie słowa niebędące nośnikami emocji. W większości przypadków są to znaki interpunkcyjne, spójniki, zaimki, przymyki oraz liczebniki. Nie jest to jednak regułą – usunięte mogą zostać również wyrazy będące innymi częściami mowy, o ile zostały zdefiniowane w bazie słów nieznaczących.

*szczęśliwy | wyzdrowieć*

### 4) Detekcja słów kluczowych

Podczas tego etapu do każdego symbolu dodawany jest znacznik określający emocję lub jej brak. W procesie tym używana jest specjalna baza danych zawierająca słowa oznaczone klasyfikatorem emocji według modelu Ekmana oraz Hancocka. Wyrazy oznaczane są zgodnie ze wskazaniami w bazie, a w przypadku gdy odpowiedni rekord nie będzie odnaleziony przypisywany jest znacznik neutralny.

*szczęśliwy (H) | wyzdrowieć (N)*  
*szczęśliwy (P) | wyzdrowieć (P)*

Oznaczenia: *N* – wyraz neutralny, *H* – szczęście, *P* – emocja pozytywna.

### 5) Wyznaczenie wyniku końcowego

Ostateczny wynik wyznaczany jest na podstawie wartości znaczników, przypisanych w poprzedniej fazie.

Emocja jest rozpoznawana w sytuacji, gdy:

- wszystkie znaczniki mają taką samą wartość emocji;
- znacznik jednego typu łączy się ze znacznikami neutralnymi.

Wynik neutralny zwracany jest, gdy:

- wszystkie znaczniki mają wartość neutralną;
- znaczniki przyjmują różne wartości.

Wynikiem końcowym są dwie wartości: emocja opisana w modelu Hancocka oraz emocja będąca reprezentacją klasyfikacji Ekmana. Zgodnie z powyższymi zasadami w przykładowym zdaniu wykryto emocje pozytywną (model Hancocka) oraz szczęście (model Ekmana):

*szczęśliwy (H) | wyzdrowieć (N) → H & N = H*  
*szczęśliwy (P) | wyzdrowieć (P) → P & P = P*

## 5. Metodologia badań

Baza słów kluczowych została zbudowana przez autorów na podstawie zbiorów słownikowych, takich jak Słowność [13], czy WordNet [6] oraz na podstawie własnych doświadczeń. Listę rozszerzono o dodatkowe słowa kluczowe, pozyskane w trakcie eksperymentu przeprowadzonego na grupie ok. 100 osób. Baza emocji składa się z 454 wpisów oznaczonych odczuciem zgodnie z rozkładem przedstawionym w tabeli 1. Każdy wyraz oznakowany jest emocją z modelu Ekmana oraz Hancocka.

Tabela 1. Liczba wpisów w bazie emocji z podziałem według modelu Ekmana i Hancocka

Emocja	Liczba wpisów
<b>Model Ekmana</b>	
Smutek	104
Szczęście	87
Zaskoczenie	45
Obrzydzenie	51
Strach	67
Złość	100
<b>Model Hancocka</b>	
Pozytywna	322
Negatywna	88
Neutralna	44

W wyniku przeprowadzonej wśród studentów ankiety zebrano również dane, z których utworzono zbiór testowy oraz treningowy. Zestaw ten składa się ze zdań oznaczonych jedną emocją z modelu Ekmana oraz jedną z modelu Hancocka. Zbiór testowy zbudowany jest z 40 wpisów, szczegółowy podział przedstawiony jest w tabeli 2.

Tabela 2. Liczba wpisów w zbiorze testowym z podziałem według modelu Ekmana i Hancocka

Emocja	Liczba wpisów
<b>Model Ekmana</b>	
Smutek	6
Szczęście	7
Zaskoczenie	2
Obrzydzenie	2
Strach	3
Złość	5
Neutralna	15
<b>Model Hancocka</b>	
Pozytywna	8
Negatywna	16
Neutralna	16

Podczas testowania algorytmu każda sentencja ze zbioru testowego oznaczana jest emocją rozpoznaną przez algorytm lub znacznikiem neutralnym, jeśli żadna emocja nie została wykryta. Otrzymane wyniki poddawane są testowi kwalifikacyjnemu, który przypisuje każdej z sentencji jedną z poniższych wartości:

- *True Positive* – emocja została rozpoznana poprawnie;
- *False Positive* – emocja została rozpoznana niepoprawnie;
- *False Negative* – wyrażenie z emocją zostało rozpoznane jako neutralne.

Skuteczność zastosowanego algorytmu mierzona jest na podstawie trzech poniższych miar jakościowych [2]:

$$\bullet \text{ kompletność (ang. recall): } R = \frac{TP}{TP+FN} \quad (1)$$

gdzie: *TP* – liczba zdań oznaczonych jako *true positive*, *FN* – liczba zdań oznaczonych jako *false negative*;

$$\bullet \text{ precyzja (ang. precision): } P = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

gdzie *TP* – liczba zdań oznaczonych jako *true positive*, *FP* – liczba zdań oznaczonych jako *false positive*;

$$\bullet \text{ dokładność (ang. accuracy, F-Score): } F1 = 2x \frac{P \times R}{P+R} \quad (3)$$

gdzie *P* – precyzja, *R* – kompletność.

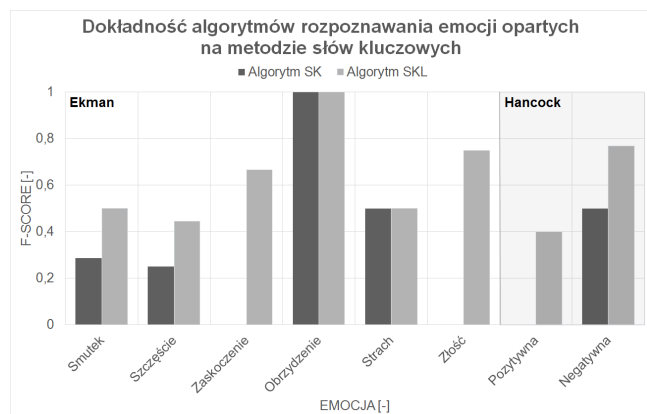
## 6. Wyniki

Wyniki badania skuteczności algorytmu rozpoznawania emocji bazującego na detekcji słów kluczowych z lematyzacją i bez lematyzacji zamieszczono w tabeli 3.

Tabela 3. Wyniki badania skuteczności algorytmu rozpoznawania emocji bazującego na detekcji słów kluczowych

Emocja	Kompletność Recall [-]		Precyzja Precision [-]		Dokładność F-score [-]	
	SK	SKL	SK	SKL	SK	SKL
Smutek	0,250	1,000	0,333	0,333	0,286	0,500
Szczęście	0,143	0,286	1,000	1,000	0,250	0,444
Zaskoczenie	0,000	0,500	0,000	1,000	0,000	0,667
Obrzydzenie	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
Strach	0,333	0,500	1,000	0,500	0,500	0,500
Złość	0,000	0,600	0,000	1,000	0,000	0,750
<b>Średnia</b>	<b>0,288</b>	<b>0,648</b>	<b>0,556</b>	<b>0,806</b>	<b>0,339</b>	<b>0,644</b>
Pozytywna	0,000	0,250	0,000	1,000	0,000	0,400
Negatywna	0,357	0,769	0,833	0,769	0,500	0,769
<b>Średnia</b>	<b>0,179</b>	<b>0,510</b>	<b>0,417</b>	<b>0,885</b>	<b>0,250</b>	<b>0,585</b>

Dla algorytmu SKL uzyskano kompletność rzędu 64% dla modelu Ekmana i 51% dla modelu Hancocka. W praktyce oznacza to, że ponad połowa zdań ze zbioru testowego została oznaczona emocją. Wyniki charakteryzują się także wysoką precyzją sięgającą 80% dla modelu Ekmana i 88% dla klasyfikacji Hancocka. Oznacza to, że około 4/5 zidentyfikowanych emocji zostało rozpoznanych poprawnie. W rezultacie dokładność algorytmu SKL jest rzędu 64% dla modelu Ekmana i 58% dla modelu Hancocka. Analizując wyniki z tabeli 3 można stwierdzić, że skuteczność algorytmu SKL jest średnio dwukrotnie większa od metody słów kluczowych (SK) zaadaptowanej dla języka polskiego. Szczegółowy rozkład uzyskanej dokładności, mierzonej za pomocą metryki F-score, został przedstawiony na rysunku 3.



Rys. 3. Dokładność algorytmów rozpoznawania emocji opartych o rozpoznawanie słów kluczowych – SK oraz rozpoznawaniu słów kluczowych z lematyzacją – SKL

## 7. Podsumowanie i wnioski

Algorytm rozpoznawania emocji bazujący na metodzie słów kluczowych z lematyzacją (SKL) charakteryzuje się prawie dwukrotnie wyższą dokładnością niż podejście oparte wyłącznie o detekcję słów kluczowych (SK), będące adaptacją angielskiej metody *keyword-spotting* [11].

Mimo iż zaproponowane rozwiązanie nie bierze pod uwagę kontekstu zdania, a jego skuteczność jest ściśle powiązana z liczbą oraz jakością wpisów w bazie danych algorytm SKL odznacza się dokładnością rzędu 60%.

Wyniki uzyskane dla algorytmu słów kluczowych z lematyzacją wskazują na to, że rozpoznawanie emocji na podstawie analizy tekstów w języku polskim jest możliwe, stając się jednocześnie podstawą do kolejnych badań w obszarze rozpoznawania emocji.

## Literatura

- [1] Binali H., Wu C., Potdar V.: Computational approaches for emotion detection in text, 4th IEEE International Conference on Digital Ecosystems and Technologies, Dubai, 2010, 172–177 [DOI:10.1109/DEST.2010.5610650].
- [2] Buckland M., Gey F.: The Relationship between Recall and Precision. Journal of The American Society For Information Science 45(1)/1994, 12–19 [DOI:10.1002/(SICI)1097-4571(199401)45:1<12::AID-ASI2>3.0.CO;2-L].
- [3] Dung T., Cao T.H.: A high-order hidden Markov model for emotion detection from textual data. Lecture Notes in Computer Science 7457/2012, 94–105.
- [4] Ekman P.: Basic emotions. The handbook of cognition and emotion. John Wiley & Sons, New York 1999.
- [5] Elliott C.: The affective reasoned: a process model of emotions in a multi-agent system. Doctoral thesis on Northwestern University, 1992.
- [6] Fellbaum C.: WordNet: An Electronic Lexical Database. MIT Press, Cambridge 1998.
- [7] Ghazi D., Inkpen D., Szpakowicz S.: Hierarchical versus flat classification of emotions in text. NAACL HLT 2010 workshop on computational approaches to analysis and generation of emotion Computational Linguistics, 2010, 40–146.
- [8] Hancock J., Landrigan C., Silver C.: Expressing emotion in text-based communication. Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems, 2007, 929–932.
- [9] Kamińska D., Pelikant A.: Recognition of Human Emotion from a Speech Signal Based on Plutchik's Model. International Journal of Electronics and Telecommunications 58(2)/(2012), 165–170 [DOI:10.2478/v10177-012-0024-4].
- [10] Khalili Z., Moradi M.H.: Emotion recognition system using brain and peripheral signals: using correlation dimension to improve the results of EEG. Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks 2009, 1571–1575.
- [11] Ling H., Bali R., Salam R.: Emotion detection using keywords spotting and semantic network. Proceedings of the International Conference on Computing & Informatics 2006, 1–5 [DOI:10.1109/ICOCL.2006.5276495].
- [12] Lu Ch., Lin S., Liu J., Cruz-Lara S., Hong J.: Automatic event-level textual emotion sensing using mutual action histogram between entities. Expert systems with applications 37(2)/2010, 1643–1653 [DOI:10.1016/j.eswa.2009.06.099].
- [13] Maziarz M., Piasecki M., Szpakowicz S.: Approaching piWordNet 2.0. Proceedings of the 6th Global Wordnet Conference, 2012.
- [14] Plutchik R.: The nature of emotion. American Scientist 89(4)/2001, 344.
- [15] Schachter S., Singer J.: Cognitive, Social, and Physiological Determinants of Emotional State. Psychological Review 69/1962, 379–399 [DOI:10.1037/h0046234].
- [16] Stathopoulou I.-O., Tshirintzis G.: Emotion Recognition from Body Movements and Gesture. Proceedings of the International Conference on Intelligent Interactive Multimedia Systems and Services, 2011, 295–303.
- [17] Strapparava C., Valitutti A.: WordNet Affect: an Affective Extension of WordNet. Proceedings of International Conference on Language Resources and Evaluation, 2004, 1083–1086.
- [18] Ślot K., Bronakowski L., Cichosz J.: Application of voiced-speech variability descriptors to emotion recognition. Computational Intelligence for Security and Defense Applications, 2009, 1–5 [DOI:10.1109/CISDA.2009.5356537].
- [19] Teng Z., Ren F., Kuroiwa S.: Recognition of Emotion with SVM. Artificial Intelligence 4114/2006, 701–710 [DOI:10.1007/11816171\_87].
- [20] Zheng W., Tang H., Lin Z., Huang T.: Emotion Recognition from Arbitrary View Facial Images. Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision, 2010, 490–503 [DOI:10.1007/978-3-642-15567-3\_36].
- [21] [https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Emotions\\_-\\_3.png](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Emotions_-_3.png) [10.03.2016].

Mgr inż. Adrian Maciej Nowaczyk  
e-mail: amnowaczyk@gmail.com



Doktorant w Instytucie Informatyki Stosowanej Politechniki Łódzkiej. W roku 2012 ukończył studia magisterskie na kierunku Informatyka o specjalizacji Inteligentne bazy danych. Zawodowo programista posiadający kilkuletnie doświadczenie w branży ICT. Praca naukowa obejmuje problematykę przetwarzania mowy naturalnej i rozpoznawania emocji w tekstach.

Dr hab. inż. Lidia Jackowska-Strumillo, prof. PL  
e-mail: lidia\_js@kis.p.lodz.pl



Profesor Politechniki Łódzkiej i zastępca dyrektora ds. dydaktycznych w Instytucie Informatyki Stosowanej PL. Uzyskała stopień magistra, doktora i doktora habilitowanego w Politechnice Łódzkiej odpowiednio w 1986, 1994 i 2010. W 1990/91 przebywała w Industrial Control Unit na University of Strathclyde w Szkocji, gdzie realizowała swój projekt doktorski. Od 1986 do 1998 pracowała w Instytucie Maszyn i Urządzeń Włókienniczych PL. Jej zainteresowania naukowe obejmują inżynierię komputerową, modelowanie obiektów i procesów przemysłowych, sztuczną inteligencję, komputerowe systemy pomiarowe, metody identyfikacji, przetwarzanie tekstu, przetwarzanie i analizę obrazów.

otrzymano/received: 15.06.2016

przyjęto do druku/accepted: 01.06.2017