PRACE NAUKOWE
Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu

RESEARCH PAPERS
of Wrocław University of Economics

Nr 384

Taksonomia 24
Klasyfikacja i analiza danych – teoria i zastosowania

Redaktorzy naukowi
Krzysztof Jajuga
Marek Walesiak

Wydawnictwo Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu
Wrocław 2015

Redaktor Wydawnictwa: Aleksandra Śliwka

Redaktor techniczny: Barbara Łopusiewicz

Korektor: Barbara Cibis

Łamanie: Beata Mazur

Projekt okładki: Beata Dębska

Tytuł dofinansowany ze środków Narodowego Banku Polskiego
oraz ze środków Sekcji Klasyfikacji i Analizy Danych PTS

Informacje o naborze artykułów i zasadach recenzowania
znajdują się na stronie internetowej Wydawnictwa
www.pracenaukowe.ue.wroc.pl
www.wydawnictwo.ue.wroc.pl

ISSN 1899-3192 (Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu)
e-ISSN 2392-0041 (Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu)
ISSN 1505-9332 (Taksonomia)

Wersja pierwotna: publikacja drukowana

Zamówienia na opublikowane prace należy składać na adres:
Wydawnictwo Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu
tel./fax 71 36 80 602; e-mail:econbook@ue.wroc.pl
www.ksiegarnia.ue.wroc.pl

Druk i oprawa: TOTEM

Spis treści

Summaries

PRACE NAUKOWE UNIWERSYTETU EKONOMICZNEGO WE WROCŁAWIU
RESEARCH PAPERS OF WROCŁAW UNIVERSITY OF ECONOMICS nr 384 • 2015
Taksonomia 24 ISSN 1899-3192
Klasyfikacja i analiza danych – teoria i zastosowania e-ISSN 2392-0041

Paweł Lula
Uniwersytet Ekonomiczny w Krakowie
e-mail: pawel.lula@uek.krakow.pl

KONTEKSTOWY POMIAR PODOBIEŃSTWA SEMANTYCZNEGO

Streszczenie: Miary podobieństwa semantycznego pozwalają wyrazić w sposób ilościowy stopień zgodności znaczenia przypisywanego konceptom występującym w ontologii opisującej rozpatrywany obszar wiedzy. W pracy założono, że podobieństwo semantyczne ma charakter kontekstowy, co oznacza, że zgodność znaczeniowa pojęć jest uzależniona od zakresu tematycznego obszaru, na tle którego dokonywane jest porównanie. Celem niniejszej pracy jest analiza podobieństwa semantycznego w sytuacji, w której zmianie ulega kontekst analizy. Pracę rozpoczyna prezentacja najpopularniejszych miar podobieństwa semantycznego. Następnie pokazano, w jaki sposób przy obliczaniu podobieństwa można uwzględnić informację dotyczącą kontekstu. W kolejnej części pracy przedstawiono zależność zachodzącą pomiędzy zmianą kontekstu a wartością podobieństwa semantycznego.

Słowa kluczowe: podobieństwo semantyczne, ontologiczna reprezentacja wiedzy, analiza dokumentów tekstowych.

DOI: 10.15611/pn.2015.384.18

1. Wstęp

Praca poświęcona jest zagadnieniu wyznaczania podobieństwa semantycznego pomiędzy konceptami wchodzącymi w skład ontologii. Zagadnienie to wielokrotnie pojawiają się jako zasadniczy temat prac o charakterze teoretycznym i aplikacyjnym. Za szczególnie interesujący obszar zastosowań tego typu miar należy zaliczyć automatyczną analizę dokumentów tekstowych, w której na podstawie ontologii wyznaczyć można podobieństwo pomiędzy pojęciami występującymi w tekstach, a następnie – po odpowiednim zagregowaniu miar podobieństwa pomiędzy konceptami – można wyznaczyć miarę podobieństwa semantycznego pomiędzy dokumentami.

W niniejszym artykule przyjęto, że wiedza opisywana jest za pomocą ontologii uwzględniającej jedynie zależności hierarchiczne pomiędzy wyróżnionymi koncep-

tami. Natomiast kontekst rozumiany będzie jako poddrzewo wyróżnione w przyjętej ontologii. Brak jawnego zdefiniowania kontekstu powoduje, że jego rolę odgrywa cała ontologia opisująca rozpatrywany fragment wiedzy.

2. Pomiar podobieństwa semantycznego

Rozpatrywane miary podobieństwa semantycznego pomiędzy konceptami podzielić można na dwie grupy:

1) miary podobieństwa oparte na długości ścieżki w ontologii. Do tej grupy zaliczymy miary:
   a) Rady,
   b) Wu i Palmera,
   c) Leakocka i Chodorowa;
2) miary podobieństwa semantycznego oparte na teorii informacji. Do tej grupy należą miary:
   a) Resnika,
   b) Jiang i Conratha,
   c) Lina.

2.1. Miary podobieństwa semantycznego oparte na długości ścieżki łączącej koncepty

Rada, Mili, Bicknell i Blettner w [1989] proponują w charakterze miary odległości pomiędzy konceptami wykorzystać długość najkrótszej ścieżki pomiędzy nimi:

$$dist_{RMBB}(c_1, c_2) = len(c_1, c_2). \tag{1}$$

W celu unormowania przedstawionej miary odległości do przedziału $[0; 1]$ można zastosować wzór:

$$dist_{RMBB}^{NORM}(c_1, c_2) = \frac{len(c_1,c_2)}{2 \times D}, \tag{2}$$

gdzie D jest maksymalną głębokością w drzewie.

Unormowaną miarę odległości można przekształcić do miary podobieństwa:

$$sim_{RMBB}(c_1, c_2) = 1 - \frac{len(c_1,c_2)}{2 \times D}. \tag{3}$$

Natomiast Wu i Palmer [1994] proponują wyznaczanie podobieństwa za pomocą wzoru:

$$sim_{WP}(c_1, c_2) = \frac{2 \times d_{LCS(c_1,c_2)}}{d_{c_1} + d_{c_2}}, \tag{4}$$

gdzie d_{c_1} i d_{c_2} są odpowiednio głębokościami konceptów c_1 i c_2, zaś $d_{LCS(c_1,c_2)}$ jest głębokością najbliższego wspólnego przodka konceptów c_1 i c_2. Tak wyznaczona

miara ma charakter unormowany do przedziału $[0; 1]$. Przyjmuje ona wartość zero wówczas, gdy najbliższy wspólny przodek jest korzeniem drzewa opisującego ontologię.

Z kolei Leacock i Chodorow w pracy] proponują pomiar podobieństwa poprzez zastosowanie formuły:

$$sim_{LC}(c_1, c_2) = -\log\frac{len(c_1,c_2)}{2\times D}, \tag{5}$$

gdzie D jest maksymalną głębokością w przyjętej ontologii. W celu unormowania miary należy zastosować wzór:

$$sim_{LC}^{NORM}(c_1, c_2) = -\frac{1}{\log(2\times D)}\log\frac{len(c_1,c_2)}{2\times D}. \tag{6}$$

Warto zauważyć, że formuły podane za pomocą wzorów (5) i (6) nie mogą zostać wyznaczone w przypadku, gdy $c_1 = c_2$.

2.2. Miary podobieństwa semantycznego oparte na teorii informacji

Miara podobieństwa pomiędzy konceptami zaproponowana w pracy [Resnik 1995] wyznaczana jest jako:

$$sim_{RESNIK}(c_1, c_2) = -\log\Big(\mathrm{P}\big(LCS(c_1, c_2)\big)\Big). \tag{7}$$

Z kolei Jiang i Conrath w [Jiang & Conrath 1997) proponują pomiar odległości semantycznej jako:

$$dist_{JC}(c_1, c_2) = 2\times\log\Big(P\big(LCS(c_1, c_2)\big)\Big) - \big(\log\big(P(c_1)\big) + \log\big(P(c_2)\big)\big), \tag{8}$$

co można przekształcić na miarę podobieństwa:

$$sim_{JC}(c_1, c_2) = \frac{1}{2\times\log\Big(P\big(LCS(c_1,c_2)\big)\Big)-\big(\log\big(P(c_1)\big)+\log\big(P(c_2)\big)\big)}. \tag{9}$$

Stosowanie formuły (9) jest niemożliwe, jeśli $c_1 = c_2$. Dlatego też lepszym rozwiązaniem może być:

$$sim_{JC}(c_1, c_2) = \frac{1}{2\times\log\Big(P\big(LCS(c_1,c_2)\big)\Big)-\big(\log\big(P(c_1)\big)+\log\big(P(c_2)\big)\big)+1.} \tag{10}$$

Natomiast Lin w pracy [Lin 1998) zaproponował pomiar podobieństwa pomiędzy konceptami poprzez zastosowanie formuły:

$$sim_{LIN}(c_1, c_2) = \frac{2\times\log\Big(P\big(LCS(c_1,c_2)\big)\Big)}{\log\big(P(c_1)\big)+\log\big(P(c_2)\big)}. \tag{11}$$

2.3. Pomiar podobieństwa semantycznego pomiędzy dokumentami

Rozpatrując zagadnienie podobieństwa semantycznego pomiędzy dokumentami, przyjmijmy, że rozważania będą dotyczyć dokumentów D_1 i D_2 traktowanych jako zbiory konceptów zaczerpniętych z przyjętej ontologii:

$$D_1 = \{c_1^1, c_2^1, \ldots, c_m^1\}$$

$$D_2 = \{c_1^2, c_2^2, \ldots, c_n^2\}.$$

Obliczenia prowadzące do określenia podobieństwa pomiędzy dokumentami zdefiniowanymi w taki sposób opierają się na wartościach podobieństw pomiędzy parami konceptów $\left(c_i^1, c_j^2\right)$. Macierz ta przyjmuje postać:

$$\begin{array}{c} \\ c_1^1 \\ c_2^1 \\ \vdots \\ c_m^1 \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{cccc} c_1^2 & c_2^2 & \ldots & c_n^2 \end{array} \\ \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{1n} \\ s_{21} & s_{22} & \cdots & s_{2n} \\ \cdots & \cdots & \ldots & \cdots \\ s_{m1} & s_{m2} & \ldots & s_{mn} \end{bmatrix} \end{array},$$

gdzie s_{ij} jest podobieństwem pomiędzy konceptami c_i^1 i c_j^2.

W pracy [Rada et al. 1989) podobieństwo pomiędzy zbiorami konceptów (dokumentami) określone zostało jako wartość średnia z podobieństw pomiędzy każdą parą konceptów reprezentujących każdy ze zbiorów.

Natomiast autorzy pracy [Wan & Peng 2005)starali się rozwiązać zagadnienie określenia podobieństwa pomiędzy dokumentami poprzez zastosowanie algorytmu optymalnego przyporządkowania konceptów z obu dokumentów.

Jeszcze inną propozycję przedstawiono w pracy [Tuchowski i in. 2011), gdzie do wyznaczenia podobieństwa semantycznego pomiędzy zbiorami konceptów stosuje się uśrednioną wartość z podobieństw pomiędzy każdym z konceptów a najbliższym mu znaczeniowo konceptem z drugiego ze zbiorów.

3. Uwzględnienie kontekstu w wyznaczaniu podobieństwa semantycznego

W przypadku miary $dist_{RMBB}^{NORM}$ uwzględnienie kontekstu K prowadzi do formuły:

$$dist_{RMBB}^{NORM}(c_1, c_2|K) = \frac{len(c_1,c_2)}{2\times D_K}, \tag{12}$$

gdzie D_K jest maksymalną głębokością w poddrzewie reprezentującym kontekst.

Miara podobieństwa Wu i Palmera po uwzględnieniu kontekstu przyjmuje postać:

$$sim_{WP}(c_1, c_2|K) = \frac{2\times d^K_{LCS(c_1,c_2)}}{d^K_{c_1}+d^K_{c_2}}, \tag{13}$$

w której głębokości elementów liczone są zawsze względem poddrzewa reprezentującego kontekst.

Natomiast miara sim_{LC} po unormowaniu i uwzględnieniu kontekstu wyraża się formułą:

$$sim_{LC}(c_1, c_2|K) = -\frac{1}{\log(2\times D_K)} \times \log\frac{len(c_1,c_2)}{2\times D_K}. \tag{14}$$

Miara podobieństwa Resnika mieści się w przedziale od 0 do $\log\left(\frac{N}{min}\right)$, gdzie N jest liczbą konceptów zidentyfikowanych w korpusie, zaś min jest liczbą wystąpień najrzadziej występującego konceptu. Stosując ją w odniesieniu do korpusu definiującego kontekst i jednocześnie dążąc do jej unormowania, należy zastosować formułę:

$$sim_{RESNIK}(c_1, c_2|K) = -\frac{1}{\log\left(\frac{N}{min}\right)}\log\Big(P_K\big(LCS(c_1, c_2)\big)\Big). \tag{15}$$

Warto zauważyć, że podobieństwo liczone według formuły zaproponowanej przez Resnika uwzględnia jedynie wspólne cechy konceptów, natomiast nie bierze pod uwagę elementów, które je różnicują.

Podobieństwo semantyczne liczone według podejścia, które zaproponowali Jiang i Conrath, może zostać policzone dla wskazanego kontekstu według oryginalnej formuły (przy uwzględnieniu prawdopodobieństw wyznaczonych w odniesieniu do kontekstu):

$$sim_{JC}(c_1, c_2|K) = \frac{1}{2\times\log\big(P_K(LCS(c_1,c_2))\big)-\big(\log(P_K(c_1))+\log(P_K(c_2))\big)+1}. \tag{16}$$

Również metoda Lina może zostać zastosowana do realizacji obliczeń w odniesieniu do kontekstu:

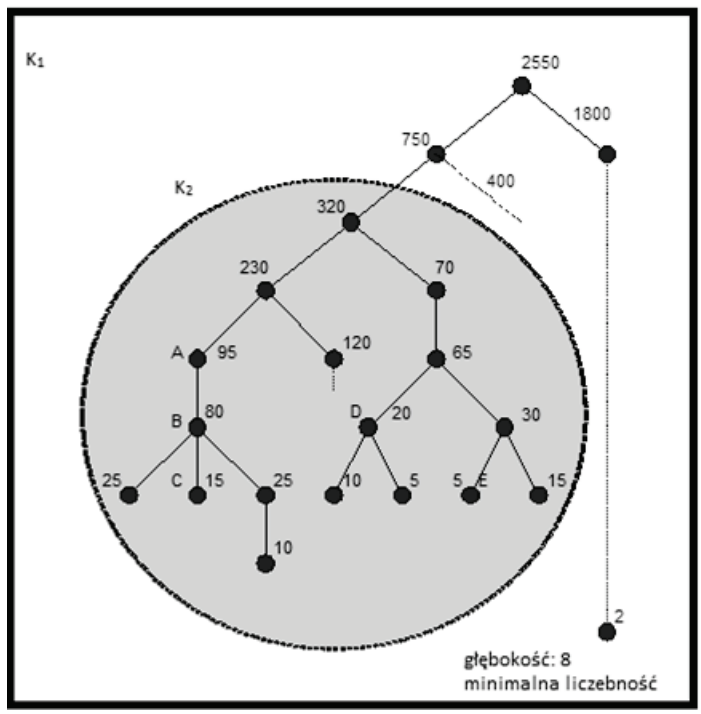
$$sim_{LIN}(c_1, c_2|K) = \frac{2\times\log\big(P_K(LCS(c_1,c_2))\big)}{\log(P_K(c_1))+\log(P_K(c_2))}. \tag{17}$$

4. Wpływ zmiany kontekstu na podobieństwo

Głównym celem rozważań przedstawionych w niniejszym punkcie jest analiza kształtowania się podobieństwa semantycznego w zależności od zmiany kontekstu.

Opisaną powyżej sytuację opisuje rys. 1. Przedstawia on fragment drzewa opisującego ontologię. Cała ontologia tworzy kontekst K_1. Rozważana będzie sytuacja przejścia do kontekstu K_2 (ukazanego w całości na rysunku). Liczby widoczne

przy poszczególnych węzłach określają liczbę wystąpień każdego z konceptów w analizowanym korpusie. Pięciu węzłom przypisano oznaczenia literowe (A, B, C, D, E). Pomiędzy nimi wyznaczane będą miary podobieństwa semantycznego.



Rys. 1. Przykładowa ontologia

Źródło: opracowanie własne.

W pierwszym etapie prac analizie poddano wersję unormowaną $dist_{RMBB}^{NORM}$ zdefiniowaną na pomocą wzoru (12). Po przejściu od kontekstu K_1 do kontekstu K_2 odległość zmienia się zgodnie z formułą:

$$\frac{dist_{RMBB}^{NORM}(c_1,c_2|K_2)}{dist_{RMBB}^{NORM}(c_1,c_2|K_1)} = \frac{D_{K_1}}{D_{K_2}}. \tag{18}$$

Wzór (18) wskazuje, że stosunek odległości wyrażonej w kontekście K_2 i K_1 jest równy stosunkowi głębokości poddrzew odpowiadających tym kontekstom. Obliczenia dla danych opisanych w rozpatrywanej ontologii przedstawione zostały w tab. 1.

Przedstawione obliczenia potwierdzają proporcjonalną zmianę odległości w wyniku zmiany kontekstu. Warto zauważyć, że po przekształceniu omawianej miary odległości do miary podobieństwa (wzór (3)) relacja podobieństwa pomiędzy znaczeniem konceptów nie zmienia się już w sposób proporcjonalny.

Tabela 1. Zmiana odległości semantycznej pomiędzy konceptami w wyniku zmiany kontekstu (metoda rady)

		A	B	C	D	E
A	K_1	0,0000	0,0625	0,1250	0,3125	0,3750
	K_2	0,0000	0,1000	0,2000	0,5000	0,6000
	K_2/K_1	-	1,6000	1,6000	1,6000	1,6000
B	K_1		0,0000	0,0625	0,3750	0,4375
	K_2		0,0000	0,1000	0,6000	0,7000
	K_2/K_1		-	1,6000	1,6000	1,6000
C	K_1			0,0000	0,4375	0,5000
	K_2			0,0000	0,7000	0,8000
	K_2/K_1			-	1,6000	1,6000
D	K_1				0,0000	0,1875
	K_2				0,0000	0,3000
	K_2/K_1				-	1,6000
E	K_1					0,0000
	K_2					0,0000
	K_2/K_1					-

Źródło: obliczenia własne.

Podobieństwo Wu i Palmera zdefiniowane za pomocą wzoru (13) przy zmianie kontekstu zmienia się w następujący sposób:

$$\frac{sim_{WP}(c_1,c_2|K_2)}{sim_{WP}(c_1,c_2|K_1)} = \frac{d^{K_2}_{LCS(c_1,c_2)} \times \left(d^{K_1}_{c_1} + d^{K_1}_{c_2}\right)}{\left(d^{K_2}_{c_1} + d^{K_2}_{c_2}\right) \times d^{K_1}_{LCS(c_1,c_2)}}. \tag{19}$$

Tabela 2. Zmiana podobieństwa semantycznego pomiędzy konceptami w wyniku zmiany kontekstu (metoda Wu i Palmera)

		A	B	C	D	E
A	K_1	1,0000	0,8889	0,8000	0,4444	0,4000
	K_2	1,0000	0,8000	0,6667	0,0000	0,0000
	K_2/K_1	1,0000	0,9000	0,8333	0,0000	0,0000
B	K_1		1,0000	0,9091	0,4000	0,3636
	K_2		1,0000	0,8571	0,0000	0,0000
	K_2/K_1		1,0000	0,9429	0,0000	0,0000
C	K_1			1,0000	0,3636	0,3333
	K_2			1,0000	0,0000	0,0000
	K_2/K_1			1,0000	0,0000	0,0000
D	K_1				1,0000	0,7273
	K_2				1,0000	0,5714
	K_2/K_1				1,0000	0,7857
E	K_1					1,0000
	K_2					1,0000
	K_2/K_1					1,0000

Źródło: obliczenia własne.

W tym przypadku nie istnieje zależność liniowa pomiędzy podobieństwem wyznaczonym przy uwzględnieniu różnych kontekstów. Wniosek ten potwierdzają obliczenia dla przykładowych danych (tab. 2).

W przypadku miary sim_{LC} zmiana kontekstu powoduje zmianę podobieństwa w następujący sposób:

$$\frac{sim_{LC}(c_1,c_2|K_2)}{sim_{LC}(c_1,c_2|K_1)} = \frac{\log\frac{len(c_1,c_2)}{2\times D_{K_2}}\times\log\left(2\times D_{K_1}\right)}{\log\left(2\times D_{K_2}\right)\times\log\frac{len(c_1,c_2)}{2\times D_{K_1}}}. \tag{20}$$

Obliczenia dla przykładowych danych przedstawiono w tab. 3.

Tabela 3. Zmiana podobieństwa semantycznego pomiędzy konceptami w wyniku zmiany kontekstu (metoda Leacocka i Chodorowa)

		A	**B**	**C**	**D**	**E**
A	K_1	-	1,0000	0,7500	0,4195	0,3538
	K_2	-	1,0000	0,6990	0,3010	0,2218
	K_2/K_1	-	1,0000	0,9320	0,7176	0,6271
B	K_1		-	1,0000	0,3538	0,2982
	K_2		-	1,0000	0,2218	0,1549
	K_2/K_1		-	1,0000	0,6271	0,5195
C	K_1			-	0,2982	0,2500
	K_2			-	0,1549	0,0969
	K_2/K_1			-	0,5195	0,3876
D	K_1				-	0,6038
	K_2				-	0,5229
	K_2/K_1				-	0,8660
E	K_1					-
	K_2					-
	K_2/K_1					-

Źródło: obliczenia własne.

Przy zastosowaniu podobieństwa Resnika zmiana podobieństwa semantycznego spowodowana zmianą kontekstu określona jest następująco:

$$\frac{sim_{RESNIK}(c_1,c_2|K_2)}{sim_{RESNIK}(c_1,c_2|K_1)} = \frac{\log\left(P_{K_2}\left(LCS(c_1,c_2)\right)\right)}{\log\left(P_{K_1}\left(LCS(c_1,c_2)\right)\right)}. \tag{21}$$

Kształtowanie się tej relacji uzależnione jest od prawdopodobieństw przypisanych konceptom pełniącym funkcję korzeni drzew reprezentujących rozpatrywane koncepty. Obliczenia dla przykładowych danych zawiera tab. 4.

Przy zastosowaniu metody Resnika podobieństwo pomiędzy identycznymi konceptami zwykle jest różne od jedności. Przyjmuje wartość jeden jedynie dla konceptu najrzadziej występującego. Jedynie w przypadku miary Resnika zmniejszenie kontekstu może prowadzić do zwiększenia miary podobieństwa.

Tabela 4. Zmiana podobieństwa semantycznego pomiędzy konceptami w wyniku zmiany kontekstu (metoda Resnika)

		A	B	C	D	E
A	K_1	0,4601	0,4601	0,4601	0,2903	0,2903
	K_2	0,2920	0,2920	0,2920	0,0000	0,0000
	K_2/K_1	0,6347	0,6347	0,6347	0,0000	0,0000
B	K_1		0,4841	0,4841	0,2903	0,2903
	K_2		0,3333	0,3333	0,0000	0,0000
	K_2/K_1		0,6885	0,6885	0,0000	0,0000
C	K_1			0,7182	0,2903	0,2903
	K_2			0,7358	0,0000	0,0000
	K_2/K_1			1,0245	0,0000	0,0000
D	K_1				0,6780	0,5104
	K_2				0,6667	0,3833
	K_2/K_1				0,9833	0,7509
E	K_1					0,8719
	K_2					1,0000
	K_2/K_1					1,1470

Źródło: obliczenia własne.

Analizując zależność pomiędzy zmianą kontekstu a kształtowaniem się podobieństwa sim_{JC} zdefiniowanego za pomocą wzoru (8), warto zauważyć, że pomiędzy prawdopodobieństwami wystąpienia konceptu c_i w dwóch rozpatrywanych kontekstach zachodzi zależność:

$$P_{K_2}(c_i) = a \times P_{K_1}(c_i). \tag{22}$$

Korzystając z zależności (22), wyznaczyć można relację pomiędzy wartościami miar podobieństwa semantycznego przy uwzględnieniu kontekstu K_2 i kontekstu K_1:

$$\frac{sim_{JC}(c_1,c_2|K_2)}{sim_{JC}(c_1,c_2|K_1)} = \frac{\log\left(\frac{10\times P_{K_1}^2(LCS(c_1,c_2))}{P_{K_1}(c_1)\times P_{K_1}(c_2)}\right)}{\log\left(\frac{10\times P_{K_2}^2(LCS(c_1,c_2))}{P_{K_2}(c_1)\times P_{K_2}(c_2)}\right)} = \frac{\log\left(\frac{10\times P_{K_1}^2(LCS(c_1,c_2))}{P_{K_1}(c_1)\times P_{K_1}(c_2)}\right)}{\log\left(\frac{10\times a^2\times P_{K_1}^2(LCS(c_1,c_2))}{a\times P_{K_1}(c_1)\times a\times P_{K_1}(c_2)}\right)} = 1. \tag{23}$$

Uzyskany wynik potwierdzają obliczenia przeprowadzone dla rozpatrywanego zbioru danych (tab. 5).

Podobieństwo Lina w wyniku zmiany kontekstu zmienia się w następujący sposób:

$$\frac{sim_{LIN}(c_1,c_2|K_2)}{sim_{LIN}(c_1,c_2|K_1)} = \frac{2\times\log\left(P_{K_2}(LCS(c_1,c_2))\right)\times\left(\log\left(P_{K_1}(c_1)\right)+\log\left(P_{K_1}(c_2)\right)\right)}{\left(\log\left(P_{K_2}(c_1)\right)+\log\left(P_{K_2}(c_2)\right)\right)\times 2\times\log\left(P_{K_1}(LCS(c_1,c_2))\right)}. \tag{24}$$

Wyniki obliczeń dla przykładowych danych przedstawia tab. 6.

Tabela 5. Zmiana podobieństwa semantycznego pomiędzy konceptami w wyniku zmiany kontekstu (metoda Jiang i Conratha)

		A	B	C	D	E
A	K_1	1,0000	0,9305	0,5551	0,3661	0,3000
	K_2	1,0000	0,9305	0,5551	0,3661	0,3000
	K_2/K_1	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
B	K_1		1,0000	0,5790	0,3564	0,2934
	K_2		1,0000	0,5790	0,3564	0,2934
	K_2/K_1		1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
C	K_1			1,0000	0,2830	0,2418
	K_2			1,0000	0,2830	0,2418
	K_2/K_1			1,0000	1,0000	1,0000
D	K_1				1,0000	0,3808
	K_2				1,0000	0,3808
	K_2/K_1				1,0000	1,0000
E	K_1					1,0000
	K_2					1,0000
	K_2/K_1					1,0000

Źródło: obliczenia własne.

Tabela 6. Zmiana podobieństwa semantycznego pomiędzy konceptami w wyniku zmiany kontekstu (metoda Lina)

		A	B	C	D	E
A	K_1	1,0000	0,9745	0,7809	0,5101	0,4358
	K_2	1,0000	0,9339	0,5682	0,0000	0,0000
	K_2/K_1	1,0000	0,9583	0,7276	0,0000	0,0000
B	K_1		1,0000	0,8053	0,4995	0,4281
	K_2		1,0000	0,6235	0,0000	0,0000
	K_2/K_1		1,0000	0,7743	0,0000	0,0000
C	K_1			1,0000	0,4158	0,3651
	K_2			1,0000	0,0000	0,0000
	K_2/K_1			1,0000	0,0000	0,0000
D	K_1				1,0000	0,6622
	K_2				1,0000	0,4599
	K_2/K_1				1,0000	0,6945
E	K_1					1,0000
	K_2					1,0000
	K_2/K_1					1,0000

Źródło: obliczenia własne.

5. Zakończenie

Przeprowadzone analizy potwierdzają, że zmiana kontekstu ma wpływ na kształtowanie się miar podobieństwa semantycznego pomiędzy konceptami. Zwykle zawężenie kontekstu prowadzi do zmniejszenia się mierników podobieństwa. Jednakże przeprowadzone badania wskazują, że istnieją również wyjątki od tej zasady.

Unormowana odległość semantyczna rady zmienia się proporcjonalnie do ilorazu głębokości drzew reprezentujących konteksty. Zmianom miary podobieństwa Resnika towarzyszy brak uporządkowania. Jedynie miara Jiang i Conratha i nieunormowana miara rady nie ulegają zmianie przy modyfikacji kontekstu.

Literatura

Jiang J. & Conrath D., 1997, *Semantic similarity based on corpus statistics and lexical taxonomy*, [in:] *Proceedings on International Conference on Research in Computational Linguistics*, pp. 19-33.

Leacock C. & Chodorow M., 1998, *Combining Local Context and WordNet Similarity for Word Sense Identification*, [in:] C. Fellbaum, ed., *WordNet: An Electronic Lexical Database,* MIT Press, pp. 265-283.

Lin D., 1998, *An Information-Theoretic Definition of Similarity*, [in:] *Proceedings of the Fifteenth International Conference on Machine Learning {(ICML} 1998),* Madison, Wisconsin, USA, July 24-27*,* pp. 296-304.

Rada R. et al., 1989, *Development and application of a metric on semantic nets*, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, pp. 17-30.

Resnik P., 1995, *Using Information Content to Evaluate Semantic Similarity in a Taxonom***y**, [in:] *Proceedings of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence - Volume 1*. IJCAI'95. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., pp. 448-453, Available at: http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1625855.1625914.

Tuchowski J. et al., 2011, *OBCAS – An Ontology-Based Cluster Analysis System*, [in:] S. Wrycza (ed.), *Research in Systems Analysis and Design: Models and Methods*, Springer, Berlin, pp. 106-112.

Wan X. & Peng Y., 2005, *A new retrieval model based on texttiling for document similarity searc*h, *J. Comput. Sci. Technol.,* 20(4), pp.552–558. Available at: http://dblp.uni-trier.de/db/journals/jcst/jcst20.html#WanP05.

Wu Z. & Palmer M., 1994, *Verb Semantics and Lexical Selection.*

THE IMPACT OF CONTEXT ON SEMANTIC SIMILARITY

Summary: In the paper the problem of semantic similarity between concepts from ontology is discussed. The analysis is focused on the issue of relationships between context and semantic similarity and tries to show how the adjustment of context changes the measure of similarity. In the first part of the paper the most popular measures of semantic similarity are presented. Next the problem of context involvement is shown. In the empirical part of the paper the results of numerical experiments are discussed. The substantial findings are gathered in the final part of the text. The results of the study may be useful in the area of automatic text analysis.

Keywords: semantic similarity, ontology-based approach, text analytics.