

OpinHu: online szövegek többnyelvű véleményelemzése

Miháltz Márton¹

¹ GeoX Kft.
1034 Budapest, Bécsi út 126-128.
mmihaltz@gmail.com

Kivonat: Az OpinHu rendszer célja internetes hírportálokon, blogokon, közösségi oldalakon megjelent szövegek tartalomelemzése. A begyűjtött szövegek automatikus véleményelemzését, témaosztályozását, névelem-felismerését és az ehhez kapcsolódó statisztikákat több nyelven (ezek jelenleg: angol, magyar, német, arab, kínai) is képes elvégezni. A cikkben részletesen bemutatjuk a véleményelemzés általunk alkalmazott modelljét, valamint a felhasznált, mély nyelvi elemzésre támaszkodó, szabályalapú algoritmust. Ismertetjük a rendszer teljesítményének kiértékelésével kapcsolatos kísérleteinket is, melyeket humán annotátorokkal létrehozott szabványos adathalmazokon végeztünk el (SemEval-2007, JRC korpusz).

1 Bevezetés

Napjainkban az online írott sajtóban, de még inkább a felhasználók által generált tartalmakban (blogoszféra, közösségi hálózatok stb.) nap mint nap világszerte megjelenő szövegmenyiség új lehetőségeket teremt a számítógépes tartalomelemzés, ezen belül is az automatikus véleményelemzés (sentiment analysis, opinion mining) alkalmazása számára. A véleményelemzés célja a szövegekben megjelenő „érzelmelek, értékelések, álláspontok (vélemények, hiedelmek, gondolatok, érzések, ítéletek, spekulációk) pozitív vagy negatív kifejezéseinek” [12] feltárása, amely hatékonyan felhasználható cégek, brandek, politikusok, hírességek stb. online jelenlétének és megítélésének monitorozására.

A cikkben szeretnénk bemutatni a *GeoX Kft.* és a *Zetema Ltd.* kooperációjában fejlesztett *OpinHu* internetes tartalomelemző rendszer nyelvtechnológiai hátterét. A rendszer célja naponta akár több száz online forrásból több tízezer dokumentum (hírek, blog- és fórumbejegyzések, *Facebook* és *Twitter* üzenetek stb.) automatikus letöltése és feldolgozása, amely többek között a szövegek automatikus véleményelemzését, témaosztályozását, összegzését, névelemek, kulcsszavak és együtt előforduló szavak kivonatolását jelenti, több különböző nyelven (ezek jelenleg: angol, magyar, német, kínai, arab.)

A dolgozat további felépítése a következő: a következő részben röviden áttekintjük az automatikus véleményelemzés irodalmának számunkra legrelevánsabb eredménye-

¹ <http://zetema.co.uk>

it. A 3. részben részletesen bemutatjuk a véleményelemzésben alkalmazott modellt, valamint az ezt megvalósító szabályalapú véleményelemző modult. A 4. részben bemutatjuk két kísérlet eredményeit, melyeket a véleményelemzés teljesítményének kiértékelésére és ismert rendszerek teljesítményével való összevetésére végeztünk, végül az 5. részben összefoglaljuk eredményeinket.

2 Irodalom

Pang et al. [6] felügyelt gépi tanulást alkalmazó szövegosztályozó módszereket alkalmazott filmkritikák polaritásának elemzésére. Naiv Bayes (NB), Maximum Entropy (ME) és Support Vector Machine (SVM) algoritmusokkal kísérleteztek az IMDB weboldal filmkritikáinak felhasználásával, unigramok, bigramok és melléknevek, valamint a mondatbeli pozíciók mint jegyek alkalmazásával, a negációk figyelembevételével. A legjobb eredményt SVM algoritmussal és csupán unigramok felhasználásával érték el (82.9% pontosság), 69%-os baseline érték mellett (manuálisan kiválasztott pozitív-negatív indikátorszavak számlálása.)

Pang és Lee [7] tovább tudta javítani ezt az eredményt kétszintű elemzés alkalmazásával. A filmkritikák szövegében egy osztályozó először a szubjektív mondatokat különítette el az objektív mondatoktól, ezután az előbbiekre alkalmaztak egy pozitív-negatív osztályozót. A szubjektívításoosztályozót a rottentomatoes.com oldal filmkritikáiból származó értékelő (szubjektív), ill. cselekményt bemutató (objektív) szövegrészleteken tanították, NB algoritmussal (92% pontosság). A hierarchikus véleményosztályozó pontossága 86.4%-ot ért el.

Wilson et al. [13] bemutatja az *OpinionFinder* rendszert, amely az általunk is alkalmazott érzelmikifejezés-modellben, a miénkhez hasonlóan mély nyelvi elemzésre és kifejezésszintű véleményelemzésre épül (l. 3. rész.) A rendszer a dokumentum nyelvi előfeldolgozása (szegmentálás, szófaji egyértelműsítés, tövesítés, függőségi elemzés, szubjektív lexikális elemek felismerése) után négy lépésben végzi el a véleményelemzést. Elsőként egy Naiv Bayes osztályozó megkülönbözteti a szubjektív és objektív mondatokat [11]. Ezután egy szabályalapú osztályozó ismeri fel a beszédaktusokat és közvetlen szubjektív kifejezéseket (pl. „mondta”, „véleménye szerint”, „attól tart” stb.) A vélemények forrásának felismerését egy Conditional Random Field (CRF) szekvenciafelismerő modell és egy mintafelismerő algoritmus kombinációja végzi el. Végül a véleménykifejezések (sentiment expressions) felismerését és ezekben a pozitív-negatív polarítások felismerését 2 újabb osztályozó végzi el [12].

Godbole et al. [4] egyszerű szabályalapú megközelítést alkalmaz, saját fejlesztésű érzelmi szótárak felhasználásával. A szótárakat automatikusan, néhány kézzel megadott kiinduló (seed) pozitív-negatív fogalom és WordNet [3] szinonimáik és antonimáik segítségével hozták létre. Részben a cikkben bemutatott rendszerhez hasonlóan (l. 3. rész), Godbole et al. [4] a szövegben a felismert entitásokra vonatkozó érzelmeket az entitással egy mondatban előforduló felismert pozitív-negatív kifejezések számlálásával határozzák meg, a negációs kifejezések figyelembevételével, valamint névmási anafora- és koreferenciafeloldás alkalmazásával.

3 Az OpinHu rendszer

Ellentétben a szövegosztályozó algoritmusokat alkalmazó megközelítésekkel ([6, 7]), véleményelemző rendszerünk a mondatok alatti szinten, kifejezéseken működik, így teljes dokumentumok véleményértékelését a bennük található szubjektív (érzelmi) kifejezések azonosításával és összegzésével lehet elérni, hasonlóan Wilson et al. [13] és Godbole et al. [4] munkájához.

Modellünkben minden érzelmi kifejezésben azonosítható egy forrás (a vélemény képviselője) és egy célpont (akire vagy amire a vélemény irányul), valamint meghatározhatók polaritás- (pozitív, negatív vagy semleges/ki egyenlített) és intenzitásértékek (a polaritástól függetlenül mennyire erős érzelm jelenik meg). A vélemények célpontjait előre meghatározott kulcsszavak halmazával detektáljuk. A szövegekben felismert érzelmi kifejezések polaritását egy speciális érzelmi lexikon elemeinek segítségével, valamint a kontextusban felismert polaritásmódosító elemek (pl. tagadás) figyelembevételével számítjuk ki.

Az ismert érzelmi kifejezésekhez a priori (tehát a kontextusban módosítható) polaritást angol nyelvre a General Inquirer (GI) [8] közismert pszichológiai tartomelemző szótár használatával társítottunk. Magyar, német, arab és kínai nyelvekre érzelmi lexikonhoz az angol GI szótár pozitív-negatív besorolású tételeinek fordításával és szinonimákkal való bővítésével jutottunk (1. táblázat).

1. táblázat: Az érzelmi lexikonokban található címszavak száma angol, magyar, német, arab és kínai nyelvekre.

Nyelv	Pozitív	Negatív	Összesen
Angol	2 291	4 102	6 393
Magyar	6 034	8 438	14 472
Német	2 242	3 406	5 648
Arab	1 438	1 665	3 103
Kínai	2 812	8 180	10 992

A feldolgozott dokumentumok érzelmi elemzését két szempontból végezzük el:

- Célponthoz kapcsolódó érzelm (target sentiment), melyet csak a kulcsszavakhoz kapcsolódó szubjektív kifejezések alapján számítunk. Az érzelmi kifejezések és a kulcsszavak közötti kapcsolatok azonosítására a rendelkezésre álló nyelvi erőforrások függvényében 2 különböző algoritmus egyikét használjuk.
- Általános érzelm (overall sentiment), melyet a dokumentumban található összes érzelmi kifejezés feldolgozásával számítunk. Célja a szövegben található összes érzelm kvantifikációja, nem csak a meghatározott célpont-hoz kapcsolódó véleményeké.

A szöveg nyelvtől függően különböző szintű nyelvi feldolgozást tudunk elvégezni. Jelenleg minden, a rendszer által kezelt nyelven először az alábbi előfeldolgozási lépéseket hajtjuk végre (1. szint):

- Szegmentálás (mondatok és szavak)
- Szófaji egyértelműsítés, szótövesítés
- Kulcsszavak, polaritást módosító és érzelmi kifejezések annotációja.

Angol nyelvre ezen felül a következő feldolgozási lépéseket tudjuk végrehajtani (2. szint):

- Névelem-felismerés 29 előre meghatározott kategóriával (Inxight ThingFinder²), pl. *ADDRESS, ADDRESS_INTERNET, CITY, COMPANY, COUNTRY, CURRENCY, DATE* stb.
- Függőségi elemzés a mondatok szintaktikai viszonyainak azonosítására (Stanford Parser [5])
- Koreferenciaazonosítás: az ugyanarra az entitásra referáló kifejezések azonosítása (pl. Barack Obama, President Obama, Mr. Obama, he stb.), valamint a felhasználó által megadott kanonikus névalakkal való helyettesítése (OpenNLP³).

Az 1. szintű nyelvek (magyar, német, kínai, arab) esetében az érzelmek felismerése a durva, de robusztus szózsák (bag-of-words) algoritmussal működik. Ennek lényege, hogy feltételezzük, hogy ha egy érzelmi kifejezés és egy kulcsszó együtt fordul elő egy mondatban, akkor az érzelmek a célpontra irányul [4].

A 2. szinten feldolgozható nyelveken (jelenleg: angol) a szintaktikai elemzés kifinomultabb megközelítést tesz lehetővé, amellyel magasabb pontosság érhető el. A rendszer 16 meghatározott függőségi minta segítségével próbál a mondatokban a felismert érzelmi kifejezések és a kulcsszavak között kapcsolatot találni, ezeket a 2. táblázatban foglaltuk össze.

Angol nyelvű dokumentumokra a véleményelemzésen túl a tartalomelemző rendszer az alábbi elemzési feladatokat képes elvégezni:

- automatikus témaosztályozás (Autonomy Idol⁴)
- automatikus tartalomkivonatolás: a szöveg rövid összefoglalása a legrelevánsabb 5 mondat segítségével
- kulcsszó-előfordulási statisztikák: a célpontok online jelenlétének időbeli változásának figyelésére, különböző témakörökben vagy forrásokban (blogok, közösségi oldalak stb.)
- a kulcsszavakhoz tartozó névelemek vagy egyéb szavak (tartalmas szavak, pozitív-negatív kifejezések) kinyerése a célpontokhoz kapcsolódó egyéb fogalmak címkefelhőkben (1. ábra), energiaterképeken stb. történő ábrázolásához.

2 © Inxight Software, Inc.

3 <http://opennlp.sourceforge.net/>

4 <http://www.autonomy.com/>

2. táblázat: Függőségi minták az angol szövegek érzelmi elemzéséhez (k : kulcsszó, s : szubjektív (pozitív-negatív) kifejezés).

Függőségi viszony	Magyarázat
$nsubj(k, s)$	k az s aktív ige vagy névszói állítmány alanya
$nsubj(s, k)$	s a k névszói állítmány alanya
$nsubjpass(s, k)$	k az s passzív ige alanya
$doj(s, k)$	k az s ige tárgya
$agent(s, k)$	k az s passzív ige ágense
$amod(k, s)$	s melléknév a k főnév módosítója
$appos(k, s)$	s főnév a k főnév appozíciós módosítója
$appos(s, k)$	k főnév az s főnév appozíciós módosítója
$infmod(k, s)$	s infinitívuszi ige a k főnév módosítója
$nn(k, s)$	k és s összetett főnevet alkotnak
$nn(s, k)$	k és s összetett főnevet alkotnak
$partmod(k, s)$	s a k igenévi módosítója
$poss(s, k)$	k az s birtokosa
$prep_*(s, k)$	k az s prepozíciós módosítója
$rcmod(k, s)$	s ige a feje a k -t módosító mellékmondatnak
$xsubj(s, k)$	k a vezérlő alanya annak a mellékmondatnak, amelynek s ige a feje

3.1 Alkalmazások

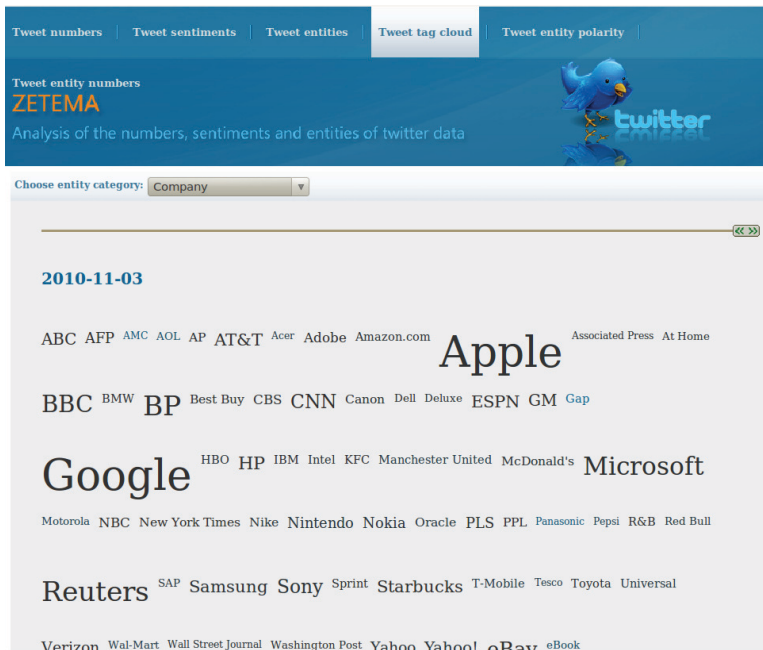
Az OpinHu rendszerhez jelenleg három felhasználói felületet (dashboard) készítettünk el, melyek közül kettő publikusan kipróbálható. Az első dashboard a Twitter közösségi oldalon megjelenő nyilvános üzenetek (tweetek) elemzését mutatja be (Twitter Streaming API, Gardenhose (~5%) minta, napi 8-12 millió tweet⁵). A weboldalon⁶ lehetőségünk van időszakokra, illetve dátumokra lebontva megvizsgálni a megjelent üzenetek számát, azok polaritását, az üzenetekben megjelenő főbb entitáskategóriákat, illetve a kapcsolódó fogalmakat (1. ábra).

Második demonstrációs dashboard-unk⁷ az USA 2010 novemberi időközi kongresszusi, szenátusi és kormányzói választására készült. Több mint 300 politikai témával foglalkozó (angol nyelvű) blogon, illetve a Facebook Graph API segítségével a Facebook közösségi oldal nyilvános státuszüzeneteiben vizsgáltuk 2010 május óta az összes jelölt megítélését. A felületen nyomon követhetjük ebben az időszakban az adott célpontok említésének, illetve a forrásainkból összegzett megítélésének változását (2. ábra).

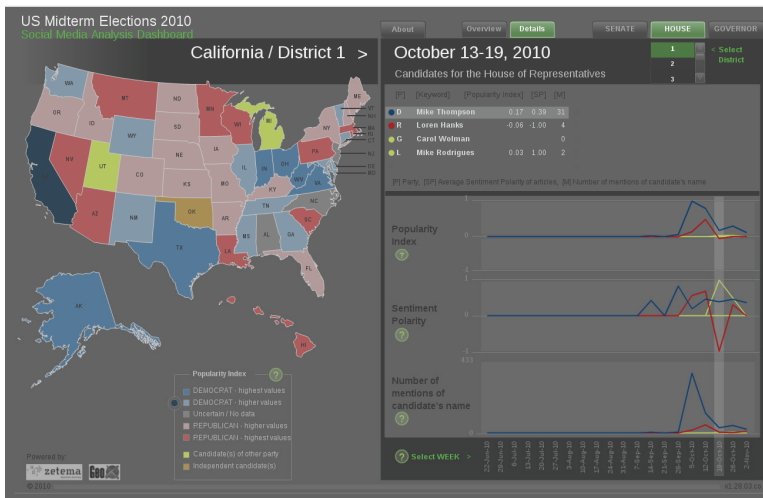
⁵ http://dev.twitter.com/pages/streaming_api_concepts

⁶ <http://twitter.zetema.co.uk/>

⁷ <http://usa.zetema.co.uk/>



1. ábra. A Twitter közösségi oldal publikus üzeneteiben megjelenő cégnevek ábrázolása cím-felhőben a Twitter dashboard-on (képernyőkép).



2. ábra. A USA 2010-es időközi választásokra készült véleményelemző rendszer dashboardjának képernyőképe.

4 Kiértékelés

Az angol nyelvű véleményelemző rendszer kiértékelésére eddigi munkánk során két kísérletet végeztünk el. Az első kísérlethez az EC Joint Research Center⁸ (JRC) által annotált idézeteket használtuk fel [2], ami lehetővé tette a célpontokra irányuló véleményelemzés kiértékelését. A második vizsgálatban a SemEval-2007⁹ 14-es feladatának („Affective Text”) [9] standard annotált adathalmazát használtuk fel, így lehetőség nyílt rendszerünk teljesítményének más rendszerekkel való összehasonlításra is.

4.1 JRC korpusz

A korpusz 1590 db angol nyelvű, különböző hírekből származó rövid (1-3 mondatos) idézetet (függő beszéd) tartalmaz. Minden idézethez kézzel azonosítottak egy célpontot (személy vagy intézmény), amely az idézet szövegében szerepel, majd 2 annotátor kézzel megjelölte, hogy az idézet a célpontra nézve pozitív, negatív vagy semleges polaritású. A munka során külön figyelmet szenteltek a pozitív-negatív érzelmek és a jó-rossz hírek fogalmának elkülönítésének [1].

A rendelkezésre álló korpuszon először több adattisztítási lépést kellett elvégeznünk. Az 1590 idézetből csupán 1290 esetében volt egyetértés a 2 annotátor között (ez 81.13%-os egyetértési arányt jelent), így a továbbiakban csak ezekkel foglalkoztunk. Mivel a célpontok nem az idézetek szövegében bejelölve, hanem minden egyes tételhez külön megadva álltak rendelkezésre, kísérletet kellett tennünk ezek azonosítására az idézetek szövegében. A megadott célpontok sajnos nem minden esetben voltak pontosan megtalálhatók a szövegekben, sok esetben valamilyen más névváltozatot, rövidítést stb. használt az eredeti szöveg, így egy egyszerű heurisztikus algoritmussal próbáltunk meg minél több névváltozatot felismerni (nevek tokenalapú részsorozatai, betűszavak generálása, kötőjelek és szóközök variálása stb.). Ezzel a módszerrel végül 1249 db idézetben sikerült az eredeti célpontot megjelölni. Utolsó lépésben azok közül az idézetek közül, amelyek többször is szerepeltek a korpuszban (feltehetőleg más-más hírforrásokból idézve) egyetlen példányt tartottunk csak meg, így végül 1136 db, célponttal és polaritással annotált idézetet tudtunk felhasználni a kiértékeléshez.

Kíváncsiak voltunk az OpinHu rendszerben alkalmazott mindhárom véleményelemző algoritmus teljesítményére: általános érzelem szózsák algoritmussal (AZ), célpontra irányuló érzelem szózsák algoritmussal (CZ), célpontra irányuló érzelem függőségi elemzéssel (CF). Mivel a semleges polaritású idézetek aránya igen magas (66.81%) volt, az algoritmusok teljesítményét kétféle módon is kiértékeljük. Első lépésben egyszerű pontosságot (accuracy) mértünk a pozitív-negatív-semleges osztályozáshoz képest. Semlegesnek a [-0.1, 0.1] intervallumba eső polaritást feltételeztük. A 3. táblázatban láthatók ennek a vizsgálatnak az eredményei.

⁸ http://langtech.jrc.ec.europa.eu/JRC_Resources.html

⁹ <http://nlp.cs.swarthmore.edu/semEval/>

3. táblázat: A három algoritmus egyszerű pontossága (accuracy) a pozitív-negatív-semleges osztályozáshoz képest a JRC korpuszon.

Algoritmus	Pontosság
Baseline (mindig semleges)	66,81%
AZ	39,88%
CZ	44,01%
CF	64,88%

A második vizsgálatban elkülönítettük a semleges polaritású cikkeket, és csak a pozitív-negatív besorolású tételeket vizsgáltuk (377 idézet). Ezekon az adatokon pontosság (precision) és fedés (recall) értékeket számítottunk. Pontosság alatt a rendszer által (a manuális annotációhoz képest) helyesen megadott polaritású idézetek arányát értjük azokban az esetekben, ahol a rendszer nem semleges $[-0.1, 0.1]$ intervallumba eső) polaritást adott vissza. Fedés alatt a rendszer által eltalált esetek arányát értjük az összes 377 idézethez képest. Az eredmények a 4. táblázatban láthatók.

4. táblázat: A három algoritmus pontossága (precision), fedése (recall), valamint az F-mérték a pozitív-negatív osztályozáshoz képest a JRC korpuszon.

Algoritmus	Precision	Recall	F1
AZ	71,01%	57,83%	63,74%
CZ	71,10%	54,11%	61,45%
CF	52,17%	6,40%	11,35%

A 3. táblázatból látható, hogy amennyiben használjuk a semleges kategóriát, a függőségi elemzést használó algoritmus (CF) jobb, mint a szózsák algoritmus, továbbá a célpontra irányuló érzelemfelismerés (CZ) jobban közelít a gold standardhoz, mint az általános érzelemfelismerés algoritmus (AZ). Ugyanakkor fontos észrevenni, hogy egyik algoritmus sem tudta meghaladni a relatív magas baseline értéket (66.81% semleges polaritású idézetek aránya 81.13%-os humán egyetértési ráta, tehát lehetséges felső határ mellett).

Csak a pozitív-negatív polaritású idézeteket használva azonban megfordul a kép (4. táblázat). A szózsák algoritmus jobban teljesít, mint a függőségi elemzést használó algoritmus, továbbá a célpontra irányuló, szózsák algoritmust használó módszer teljesítménye (F-mérték) rosszabb, mint az általános érzelemfelismerő, szózsák algoritmust használó módszeré.

4.2 SemEval-2007 korpusz

A 2007-es SemEval verseny 14-es feladata számára 1000 db angol nyelvű címet (hírcikkek, újságok) láttak el a 6 alapérzelem, valamint a pozitív-negatív dimenzió mentén kézi annotációval. Utóbbi egy $[-100..100]$ intervallumban értelmezett pontértékekkel adták meg, ahol 0 semleges érzelmet, -100 erősen negatív, 100 pedig erősen pozitív érzelmet jelent. A munkát 6 annotátor végezte, közöttük az egyetértés a Pearson egyetértési mértékkel számítva 78.01% volt [9]. A verseny számára meghatároztak egy ún. durva felbontású kiértékelő halmazt is, melyben a $[-100..100]$ intervallumba

eső értékeket leképezték a $\{-1, 0, 1\}$ halmazra, a $(-50..50)$ semleges intervallum használatával. A versenyben részt vevő rendszerek teljesítményének értékelésére – hasonlóan ahhoz, ahogy mi a JRC korpuszal tettük – meghatározták a pontosságot (accuracy) a pozitív-negatív-semleges osztályozás, valamint a pontosságot és a fedést (precision és recall) csak a pozitív és a negatív besorolású tételek esetében is (410 cím).

Mivel ebben az esetben nem volt annotált célpont, így csak az általános érzelmet felismerő, szózsák algoritmust alkalmazó módszer teljesítményét tudtuk értékelni. Az 5. táblázatban látható a SemEval-2007-ben résztvevő rendszerek és a mi algoritmusunk teljesítményének összevetése 3 kategória (pozitív-negatív-semleges) használatával (accuracy), illetve 2 kategória (pozitív-negatív) használatával (precision, recall, F-measure). A baseline algoritmus az első esetben a leggyakoribb, semleges osztály konstans hozzárendelését jelentette.

5. táblázat: A SemEval-2007 résztvevői és a cikkben bemutatott rendszer teljesítményének összevetése a SemEval-2007 „Affective Text” feladat adathalmazán durva felbontású (coarse-grained) kiértékeléssel.

Rendszer	Accuracy	Precision	Recall	F1
CLaC	55.10%	61.42%	9.20%	16.00%
UPAR7	55.00%	57.54%	8.78%	15.24%
SWAT	53.20%	45.71%	3.42%	6.36%
CLaC-NB	31.20%	31.18%	66.38%	42.43%
SICS	29.00%	28.41%	60.17%	38.60%
OpinHu	55.20%	90.25%	51.95%	65.94%
Baseline	59.00%	n.a.	n.a.	n.a.

A rendszerünkben használt szózsák algoritmus mind pontosság (accuracy), mind F-mérték tekintetében jobban teljesít a SemEval-2007 versenyben legjobban teljesítő rendszerekhez képest. Az accuracy érték tekintetében a különbség nem szignifikáns (0.10%), a precision érték viszont kimagaslóan felülmúlja a legjobb rendszerét (28.83% eltérés), így az F-mérték is szignifikánsabban magasabb (23.51% különbség).

5 Összegzés

Bemutattuk az OpinHu tartalomelemző rendszer véleményelemző komponensét, amely a nyelvi erőforrások függvényében bag-of-words algoritmust, illetve függőségi viszonyokon alapuló mintakeresést alkalmaz. Az angol nyelven működő rendszer teljesítménye a SemEval-2007 kiértékelő adathalmazon szignifikánsan meghaladta a korábbi rendszerek teljesítményét.

Bibliográfia

1. Balahur, A., Steinberger, R., Kabadjov, M., Zavarella, V., van der Goot, E., Halkia, M., Poulighen, B., Belyaeva, J.: Sentiment Analysis in the News. In: Proceedings of the 7th International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'2010). Valletta, Malta (2010) 2216–2220
2. Balahur-Dobrescu, A., Steinberger, R.: Rethinking sentiment analysis in the news: from theory to practice and back. In: Workshop on Opinion Mining and Sentiment Analysis (WOMSA), held at the 2009 CAEPIA-TTIA 13th Conference of the Spanish Association for Artificial Intelligence. Sevilla, Spain (2009) 1–12
3. Fellbaum, C. (szerk.): WordNet: An Electronic Lexical Database. MIT Press, Cambridge, MA (1998)
4. Godbole, N., Srinivasaiah, M., Skiena, S.: Large-scale Sentiment Analysis for News and Blogs. In: Proceedings of ICWSM-2007. Boulder, Colorado, USA (2007)
5. Klein, D., Manning, C. D.: Accurate Unlexicalized Parsing. In: Proceedings of the 41st Meeting of the Association for Computational Linguistics (2003) 423–430
6. Pang, B., Lee, L., Vaithyanathan, S.: Thumbs up? Sentiment Classification using Machine Learning Techniques. In: Proceedings of EMNLP-2002 (2002) 79–86
7. Pang, B., Lee, L.: A Sentimental Education: Sentiment Analysis Using Subjectivity Summarization Based on Minimum Cuts. In: Proceedings of ACL-2004 (2004)
8. Stone, P. J., Dunphy, D. C., Smith, M. S., Ogilvie, D. M.: The General Inquirer: A Computer Approach to Content Analysis. The MIT Press, Cambridge, MA (1966)
9. Strapparava, C., Mihalcea, R.: SemEval-2007 task 14: affective text. In: Proceedings of the 4th International Workshop on Semantic Evaluations (SemEval '07). Association for Computational Linguistics, Morristown, NJ, USA (2007) 70–74
10. Turney, P.: Thumbs up or thumbs down? Semantic orientation applied to unsupervised classification of reviews. In: Proceedings of the ACL (2002)
11. Wiebe, J., Riloff, E.: Creating Subjective and Objective Sentence Classifiers from Unannotated Texts. In: LNCS Computational Linguistics and Intelligent Text Processing (2005) 486–497
12. Wilson, T., Wiebe, J., Hoffmann, P.: Recognizing Contextual Polarity in Phrase-Level Sentiment Analysis. In: Proceedings of HLT/EMNLP 2005 (2005)
13. Wilson, T., Hoffmann, P., Somasundaran, S., Kessler, J., Wiebe, J., Choi, Y., Cardie, C., Riloff, E., Patwardhan, S.: OpinionFinder: A system for subjectivity analysis. In: Proceedings of HLT/EMNLP 2005 Interactive Demonstrations (2005)