

Table 6 Sentiment classification accuracy in Data2 (%)**表 6** Data2 情感分类准确率 (%)

	libSVM	SSA-ST	JST	Sentiment-LDA	DPLDA	SRTSM
1	71.25	67.22	63.15	61.49	61.55	66.09
2	73.51	65.45	62.03	61.83	59.74	65.13
3	70.62	67.73	65.07	62.31	61.03	66.41
4	71.47	70.08	69.61	64.62	61.91	71.73
5	69.93	70.25	66.67	65.42	59.13	69.54
6	72.16	71.16	68.08	63.4	61.78	70.73
7	73.09	69.25	64.1	68.23	63.44	69.5
8	71.24	68.87	67.18	64.96	59.58	68.12
Average	71.66	68.75	65.74	64.03	61.02	68.41

Table 7 Sentiment classification accuracy in Data3 (%)**表 7** Data3 情感分类准确率 (%)

	libSVM	SSA-ST	JST	Sentiment-LDA	DPLDA	SRTSM
1	70.71	67.87	60.52	63.7	57.72	67.51
2	69.41	62.58	58.29	62.86	59.29	63.67
3	68.87	66.03	62.08	58.84	61.47	65.64
4	69.25	65.19	61.72	53.45	55.71	64.6
5	67.38	67.54	56.78	63.94	58.65	66.32
6	69.16	64.88	63.4	56.68	61.74	65.19
7	65.55	64.25	58.75	55.99	60.75	63.39
8	66.69	65.21	58.35	57.5	61.81	64.91
Average	68.38	65.44	59.99	59.12	59.64	65.15

由上述各表可以看出:(1) SRTSM 的微博情感分类正确率远高于其他 3 种非监督情感分类算法 JST, Sentiment-LDA 和 DPLDA, 尽管其在不同数据集上有不同的性能表现(在数据集 Data2、Data1 与 Data3 上的情感分类表现分别为最好(68.41%)、最差(66.72%)与次差(65.15%));(2) 与 SSA-ST 相比较, SRTSM 的微博情感分类正确率略低, 但这劣势非常微弱;(3) 检测 3 个表中的最大 ACC 可以发现, 所有最大的 ACC 都出现在 SVM 中, 这说明 SVM 具有比其他非监督情感分类算法高的情感识别能力, 而这正好与 Pang 等人^[31]的实验结论相吻合. 尽管与 SVM 相比较, SRTSM 的情感分类能力存在着差距, 但考虑到获取带标签微博情感训练数据的高昂代价, 其差距还是可以接受的. 值得指出的是, 与半监督情感分析方法 SSA-ST 和有监督情感分析方法 SVM 相比较, SRTSM 的情感分类正确率略低一些, 但是 SRTSM 无需消耗任何带情感标签的微博消息数据, 这可以为算法应用节约巨大的成本, 而这些代价成本是 SSA-ST 与 SVM 无法回避的.

为进一步分析 SRTSM 的微博情感识别能力, 我们利用 4 个不同指标(正例召回率 Recall、正例命中率 PV+、反例召回率 Specificity 与反例命中率 PV-)对 SRTSM 在 3 个数据集上的平均表现进行评价, 实验结果见表 8.

Table 8 Sentiment detection performance of SRTSM in experimental data sets**表 8** SRTSM 的情感检测性能表现

Dataset	Recall (%)	PV+ (%)	Specificity (%)	PV- (%)
Data1	82.95	39.38	59.01	68.71
Data2	80.81	45.11	63.40	66.66
Data3	82.62	53.70	68.33	71.88

正例召回率 Recall、正例命中率 PV+、反例召回率 Specificity 与反例命中率 PV-可分别形式化为公式(9)~公式(12).

$$\text{Recall} = \frac{\text{正确分类的正例数}}{\text{实际正例总数}} \quad (9)$$

$$\text{PV+} = \frac{\text{正确分类的正例数}}{\text{预测正例总数}} \quad (10)$$

$$\text{Specificity} = \frac{\text{正确分类的负例个数}}{\text{实际负例总数}} \quad (11)$$

$$\text{PV-} = \frac{\text{正确分类的负例数}}{\text{预测负例总数}} \quad (12)$$

从表 8 可以发现一些有趣的现象: SRTSM 在 3 个实验数据集上的正例召回率 Recall 均高于其对应的反例召回率 Specificity, 而正例命中率 PV+ 都高于反例命中率 PV-, 虽然高出的程度在不同数据集上存在着差异. 对

此可以做出这样的解释:由于微博社交媒体中,正面的消息更易于在朋友间传播,特别是在舆情监控的环境中,朋友之间在做出转发、评论或发布负面消息的决策时是非常谨慎的;微博用户在对一些诸如天怒人怨的事件往往表现非常强烈的消极情感倾向,进而使得消极情感消息更易于识别,即有 SRTSM 命中率更高。

3.3 用户关系对准确率的影响

为了评价用户关系对情感识别准确率的影响程度,我们首先对 3 个数据集的微博用户集分别构造有向关注网络,即形成 3 个表示关注关系的布尔矩阵 $Mat1_{121 \times 121}$, $Mat2_{98 \times 98}$ 与 $Mat3_{128 \times 128}$;然后,根据给定关系比例(0, 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80%, 90%, 100%)随机选取用户关系,形成具有不同用户关系比例的微博数据集,实验结果如图 2 所示。

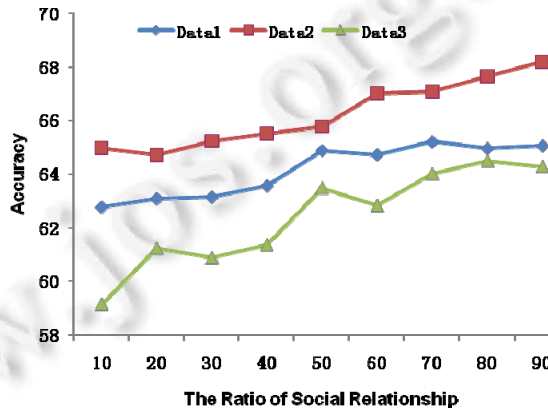


Fig.2 Impact of micro-blogger relationship ratio on accuracy

图 2 微博用户关系比例对准确率的影响

从图 2 可以看出:虽然随着互相关注用户比例的增加,微博情感分析准确率有提升也有降低,但是总体趋势是提升的.从 Data1 的曲线可以看出:除了在用户比例 50%~60%和 70%~80%处准确率呈下降趋势外,随着比例的提高,微博情感分析准确率呈上升趋势,在 40%~50%处提升最大,并且在 50%处达到准确率最大值.对于 Data2 来说,微博集在 10%~20%处出现了降低趋势,其余都是呈上升趋势,在 50%~60%处上升最多,在 90%处达到最大值.类似地,微博集 Data3 在用户比例为 20%~30%, 50%~60%和 80%~90%处准确率呈降低趋势,其余准确率都呈上升趋势,在 10%~20%与 40%~50%处准确率提高较大,在 80%处达到最大值。

从上述分析可以得出:微博用户关系对准确率的影响较大,当互相关注的用户比例较大时,微博情感分析准确率较高,所以微博用户关系有助于提高微博情感分析的准确率。

3.4 主题提取

本实验用 SRTSM 分别对 Data1, Data2 与 Data3 进行主题提取,并且列出积极情感与消极情感出现概率最高的 15 个主题词,结果见表 9。

Table 9 Topic words of data sets

表 9 数据集主题词

	积极情感主题词	消极情感主题词
Data1	留言、泡面、链接、宝宝、喜欢、抽奖、好看、手机、颜色、安利、外套、可爱、分享、好玩、什么	天气、可能、转发、最近、孩子、苦恼、数据、一起、反转、包括、接受、温度、烦躁、衣服、不会
Data2	今天、谢谢、猎人、有趣、湖南卫视、期待、节目、游戏、支持、可以、加油、主意、电视剧、搞笑、微访谈	付费、音乐、表情、帮护、难过、记得、时候、麻烦、希望、可以、不爽、看到、体谅、事情、流行
Data3	直播、恭喜、想念、控制、生日、谢谢、礼物、聚会、平台、快乐、唱歌、喜欢、女神、特别、漂亮	面包、猫打架、头发、需要、害怕、没有、知道、放空、难受、好像、燃烧、拒绝、肚子、听说、行动

Data1 的积极情感主题词中包含“喜欢”“好看”“可爱”“好玩”等积极情感极性较强的词语,从“泡面”“抽奖”“手机”等可以看出:这可能是一个讨论抽奖的话题,用户应该是抽中了手机、泡面等奖品,因此表示自己喜悦的心情.Data1 的消极情感主题词中出现的“苦恼”“烦躁”等词较明显地展示了用户消极的情感,“天气”“孩子”等词表达了用户对天气不好而造成孩子生病的抱怨。

从 Data2 的积极情感主题词可以看出:“谢谢”“有趣”“支持”等词具有较强的积极情感色彩,“湖南卫视”“节目”“游戏”等词可能说明用户们正在谈论湖南卫视的一档节目,对该节目某个环节的游戏或其他表示了支持,“电视剧”“搞笑”等词表示用户可能正在讨论一部搞笑的电视剧.而 Data2 消极情感主题词中的“难过”“麻烦”、“不爽”具有较强的消极情感色彩,其中,“付费”“音乐”“流行”等词也许是在谈论某些流行歌曲需要付费,用户对此表达了自己的不满。

Data3 积极情感主题词中出现了“恭喜”“谢谢”“快乐”“喜欢”“漂亮”,这些词具有较强的积极情感极性,“生日”“礼物”“聚会”“唱歌”等向我们展示了一幅庆祝生日的场景,表示用户们可能在谈论一场生日会或者是帮某人过生日.Data3 消极情感主题词中“害怕”“难受”具有较强消极情感极性,从“好像”“燃烧”“肚子”中可以看出,该主题应该是对于肚子疼或其他类似主题的探讨.而这样的主题通常是消极情感的。

从上述分析可以得出:SRTSM 模型可以较好地提取出微博的主题词,让我们大致了解微博的主题,为微博主题分析提供很好的帮助。

为了更好地分析 SRTSM 的主题提取性能,我们进一步引入 KL 散度对 SRTSM 与 LDA 进行实验比较分析(如图 2 所示)。

$$KL = \frac{1}{k} \sum_{p, Q \in DT} \sum_{w \in W} P(w) \log \frac{P(w)}{Q(w)} \quad (13)$$

其中, k 为指定主题数, DT 为算法从数据集中提取的主题集合, $P(w)$ 与 $Q(w)$ 指不同主题中单词 w 的出现概率. KL 值越大,表示所提取主题之间的相似度越低。

从图 3 中可以看出:与 LDA 相比较,SRTSM 提取的主题集合具有更高 KL 值.这说明由 SRTSM 从同一个数据集中提取的不同主题具有更大的区分度,从而能更好地为微博话题发现服务.当然,SRTSM 在不同数据集上表现出的这种优势存在着差异,这种优势可以从 SRTSM 的主题提取过程得到解释,即:SRTSM 的主题提取与微博情感识别是协同进行的。

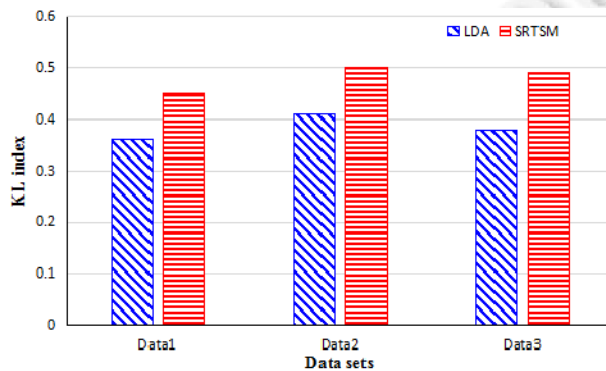


Fig.3 Quality comparison of topics extracted by LDA and SRTSM

图 3 提取主题的 LDA 和 SRTSM 质量比较

3.5 时间效率分析

为了评价 SRTSM 模型的时间性能,我们进一步将 SRTSM 与上述 3 个无监督情感分析算法(JST,SLDA 和 DPLDA)进行比较分析,实验结果如图 4 所示。

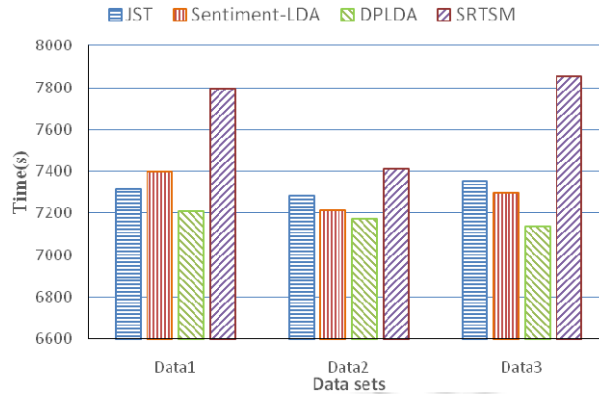


Fig.4 Time performance analysis of SRTSM

图4 SRTSM的时间性能分析

从图4可以看出:在3个数据集上,SRTSM的耗时均高于其他3种算法.结合SRTSM的算法流程可以不难解释这种统计现象:由于我们在比较相关算法时都是以迭代次数作为算法循环终止条件,且4种算法的迭代次数相等(均为1000),从而算法耗时总量可以归结到算法每一次迭代的耗时;而与JST,SLDA和DPLDA比较,在对微博情感推理过程中,SRTSM不仅考虑微博文本信息,而且还将微博用户间的链接关系纳入其内,这必然会导致其时间代价的增加.进一步比较SRTSM在3个不同数据集的时间性能表现可以发现,SRTSM的耗时从Data2到Data1再到Data3是逐步减少的.而这恰好与表2中的微博用户数是相一致的,从而进一步验证了上面的解释.鉴于当前SRTSM的时间性能表现欠佳,我们将改进情感推理机制以提高计算效率作为未来的研究工作之一.

4 结束语

随着微博服务的广泛普及,人们可以在微博平台上针对现实各种事件进行所见分享与所感交流,挖掘隐藏在海量微博消息中的主题情感能够有效辅助用户个体、企业组织与政府机构等的决策行为.针对传统无监督的主题情感分析模型的不足,本文提出了一个新的基于微博用户社交关系的主题情感分析模型SRTSM.实验结果表明:SRTSM不仅能实现微博消息的主题情感同步检测与分析,而且具有比现有典型无监督主题情感模型(JST, Sentiment-LDA和DPLDA)更优的情感分类能力.

将来的工作将在以下几个方面进行:首先,我们将微博用户的档案属性信息纳入微博消息情感极性与主题推理以提升情感分类的准确率;其次,微博消息具有实时特征,我们将对微博消息的情感主题动态演化模式进行分析;最后,改进SRTSM的推理机制以提升算法时间效率.

References:

- [1] Tang H, Tan S, Cheng X. A survey on sentiment detection of reviews. *Expert System with Applications*, 2009,36(7):10760–10773.
- [2] Missen MMS, Boughanem M, Cabanac G. Opinion mining: Reviewed from word to document level. *Social Network Analysis and Mining*, 2013,3(1):107–125.
- [3] Liu B. Sentiment analysis and opinion mining. *Synthesis Lectures on Human Language Technologies*, 2012,5(1):1–167.
- [4] Zhao YY, Qin B, Liu T. Sentiment analysis. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2010,21(8):1834–1848 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3832.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2010.03832]
- [5] Zhang L, Qian GQ, Fan WG, Kun H, Li Z. Sentiment analysis based on light reviews. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2014,25(12):2790–2807 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4728.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.004728]

- [6] Lin C, He Y, Everson R, Ruger S. Weakly supervised joint sentiment-topic detection from text. *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering*, 2012,24(6):1134–1145.
- [7] Li F, Huang M, Zhu X. Sentiment analysis with global topics and local dependency. In: Maria F, ed. *Proc. of the 24th AAAI Conf. on Artificial Intelligence*. Atlanta: AAAI Press, 2010. 1371–1376.
- [8] Jo Y, Oh AH. Aspect and sentiment unification model for online review analysis. In: Li H, ed. *Proc. of the 4th ACM Int'l Conf. on Web Search and Data Mining*. New York: ACM Press, 2011. 815–824.
- [9] Blei DM, Ng AY, Jordan MI. Latent Dirichlet allocation. *Journal of Machine Learning Research*, 2003,3:993–1022.
- [10] Mei QZ, Ling X, Wondra M, Su H, Zhai CX. Topic sentiment mixture: modeling facets and opinions in Weblogs. In: Patel-Schneider P, ed. *Proc. of the 16th Int'l Conf. on World Wide Web*. New York: ACM Press, 2007. 171–180.
- [11] Titov I, McDonald R. Modeling online reviews with multi-grain topic models. In: Ma WY, *et al.*, eds. *Proc. of the 17th Int'l Conf. on World Wide Web*. New York: ACM Press, 2008. 111–120.
- [12] Dasgupta S, Ng V. Topic-Wise, sentimentwise, or otherwise? Identifying the hidden dimension for unsupervised text classification. In: Koehn P, *et al.*, eds. *Proc. of the 2009 Conf. on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2009. 580–589.
- [13] He Y. Latent sentiment model for weakly-supervised cross-lingual sentiment classification. *Advances in Information Retrieval*, 2011,6611:214–225.
- [14] Brody S, Elhadad N. An unsupervised aspect-sentiment model for online reviews. In: Kaplan RM, ed. *Proc. of the Human Language Technologies: The 2010 Annual Conf. of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics*. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2010. 804–812.
- [15] Moghaddam S, Ester M. ILDA: Interdependent LDA model for learning latent aspects and their ratings from online product reviews. In: Baeza-Yates R, *et al.*, eds. *Proc. of the 34th Int'l ACM SIGIR Conf. on Research and Development in Information Retrieval*. New York: ACM Press, 2011. 665–674.
- [16] Sun Y, Zhou X, Fu W. Unsupervised topic and sentiment unification model for sentiment analysis. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis*, 2013,49(1):102–108 (in Chinese with English abstract).
- [17] Moghaddam S, Ester M. On the design of LDA models for aspect-based opinion mining. In: Lebanon G, ed. *Proc. of the 21st ACM Int'l Conf. on Information and Knowledge Management*. New York: ACM Press, 2012. 803–812.
- [18] Mukherjee A, Liu B. Aspect extraction through semi-supervised modeling. In: *Proc. of the ACL*. 2012. 339–348.
- [19] Ouyang JH, Liu YH, Li XM, Zhou XT. Multi-Grain sentiment/topic model based on LDA. *Acta Electronic Sinica*, 2015(9): 1875–1880 (in Chinese with English abstract).
- [20] Rao Y, Li Q, Mao X, Liu W. Sentiment topic models for social emotion mining. *Information Sciences*, 2014,266(5):90–100.
- [21] Li F, Wang S, Liu S, Zhang M. Suit: A supervised user-item based topic model for sentiment analysis. In: *Proc. of the 28th AAAI Conf. on Artificial Intelligence*. AAAI Press, 2014. 1636–1642.
- [22] Yang Z, Kotov A, Mohan A, Lu S. Parametric and non-parametric user-aware sentiment topic models. In: Lalmas M, *et al.*, eds. *Proc. of the 38th Int'l ACM SIGIR Conf. on Research and Development in Information Retrieval*. New York: ACM Press, 2015. 413–422.
- [23] Zhou W, Jin H, Liu Y. Community discovery and profiling with social messages. In: Agarwal D, *et al.*, eds. *Proc. of the 18th ACM SIGKDD Int'l Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York: ACM Press, 2012. 388–396.
- [24] Hu X, Tang L, Tang J, Liu H. Exploiting social relations for sentiment analysis in microblogging. In: Ferragina P, ed. *Proc. of the 6th ACM Int'l Conf. on Web Search and Data Mining*. New York: ACM Press, 2013. 537–546.
- [25] West R, Paskov HS, Leskovec J, Potts C. Exploiting social network structure for person-to-person sentiment analysis. *arXiv preprint arXiv: 1409.2450*, 2014.
- [26] Wu F, Huang Y, Song Y. Structured microblog sentiment classification via social context regularization. *Neurocomputing*, 2016, 175:599–609.
- [27] Tan C, Lee L, Tang J, Jiang L, Zhou M, Li P. User-Level sentiment analysis incorporating social networks. In: Ghosh J, *et al.*, eds. *Proc. of the 17th ACM SIGKDD Int'l Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York: ACM Press, 2011. 1397–1405.

- [28] Lu T. Semi-Supervised microblog sentiment analysis using social relation and text similarity. In: Proc. of the 2015 Int'l Conf. on Big Data and Smart Computing (BigComp). 2015. 194–201.
- [29] Speriosu M, Sudan N, Upadhyay S, Baldrige J. Twitter polarity classification with label propagation over lexical links and the follower graph. In: Proc. of the 1st Workshop on Unsupervised Learning in NLP. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2011. 53–63.
- [30] Fu MH, Chen LY, Lee KR, Kuo YH. A novel opinion analysis scheme using social relationships on microblog. In: Proc. of the Future Information Technology, Application, and Service. Springer-Verlag, 2012. 687–695.
- [31] Pang B, Lee L, Vaithyanathan S. Thumbs up? Sentiment classification using machine learning techniques. In: Hajic J, Matsumoto Y, eds. Proc. of the Conf. on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2002. 79–86.
- [32] Hatfield E, Cacioppo JT, Rapson RL. Emotional contagion. Current Directions in Psychological Science, 1993,2(3):96–99.
- [33] Huang F, Li C, Yuan C, Wang Y, Yao Z. Mining sentiment for Web short texts based on TSCM model. Acta Electronic Sinica, 2016,44(8):1887–1891 (in Chinese with English abstract).

附中文参考文献:

- [4] 赵妍妍,秦兵,刘挺.文本情感分析.软件学报,2010,21(8):1834–1848. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3832.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2010.03832]
- [5] 张林,钱冠群,樊卫国,华琨,张莉.轻型评论的情感分析研究.软件学报,2014,25(12):2790–2807. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4728.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.004728]
- [16] 孙艳,周学广,付伟.基于主题情感混合模型的无监督文本情感分析.北京大学学报:自然科学版,2013,49(1):102–108.
- [19] 欧阳继红,刘燕辉,李熙铭,周晓堂.基于 LDA 的多粒度主题情感混合模型.电子学报,2015,43(9):1875–1880.
- [33] 黄发良,李超雄,元昌安,汪焱,姚志强.基于 TSCM 模型的网络短文本情感挖掘.电子学报,2016,44(8):1887–1891.



黄发良(1975—),男,湖南永州人,博士,副教授,主要研究领域为数据挖掘,智能计算.



于戈(1962—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 会士,主要研究领域为数据库理论和技术,分布与并行系统.



张继连(1978—),男,博士,主要研究领域为空间数据库,信息检索.



李超雄(1991—),男,硕士,主要研究领域为社交媒体处理.



元昌安(1964—),男,博士,教授,主要研究领域为数据挖掘.



卢景丽(1979—),女,博士,主要研究领域为数据挖掘.