

情感不确定词句的分类方法比较研究

李 颀 苗夺谦 张志飞

(同济大学计算机科学与技术系 上海 201804)

(同济大学嵌入式系统与服务计算教育部重点实验室 上海 201804)

摘 要 语义不确定的词和句子在中文情感分析中有着重要意义。语义不确定的词一般是一个语义十分丰富的词,在表达中隐含着某种倾向性的评价;而语义不确定的句子一般表现为褒贬情感词相当,极性倾向不明显。以不确定词“好”为例对不确定句子进行特征设计,然后通过 4 种监督学习的分类方法对比实验说明支持向量机在处理不确定词和不确定句子的情感分析上有较好的效果。

关键词 情感分析,不确定性,监督学习,支持向量机

中图分类号 TP391.1 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.1.047

Sentiment Analysis of Words and Sentences with Uncertainty

LI Yang MIAO Duo-qian ZHANG Zhi-fei

(Department of Computer Science and Technology, Tongji University, Shanghai 201804, China)

(Key Laboratory of Embedded System and Service Computing, Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract It is significant to analyze emotional uncertain words and sentences in Chinese text sentiment analysis. Emotional uncertain words are generally words with rich meaning, which implies some evaluation in the expression. Emotional uncertain sentences usually have the same size of positive words and negative words, so the emotion is not obvious. In this paper, using uncertain word “好” as an example, we designed features for the uncertain sentences. Then using four different classification algorithms of supervised learning to do experiments, we got the conclusion: SVM can better deal with the emotional uncertain words and sentences.

Keywords Sentimental analysis, Uncertainty, Supervised learning, SVM

1 引言

文本的情感分析,又叫做意见挖掘,是对有情感色彩的主观性文本进行分析、处理和推理而获得作者的观点、情感的过程^[1]。随着网络社交的发展,文本的用语逐渐口语化,出现了一些新的词句搭配或者一些词句有了新的含义,这都为文本情感分析注入了新的活力,同时也带来了挑战。文本情感分析已广泛应用于博客声誉评价及垃圾博客过滤、社会舆情分析、产品评价与推荐和影视评价等多个方面,并有不错的成果^[2]。

文本情感分析的历史并不长,但目前,文本情感分析研究已成为国内外研究的热点问题^[3,4],国内外学者在情感分析方面,从文本的体裁上看,不仅有针对传统文本的,还有对一些新兴文本(例如微博、Twitter 等)的相关多方面的研究;从处理情感数据的粒度上看,有属性级、词语级、文档级以及对于多文档的情感分析等^[2];从分类方法上看,有基于机器学习的方法,还有基于相似度以及基于图模型的方法等^[2];从中英文的文本分析对比上,两者之间存在一定的不同,英文词句的

意思相对比较稳定,而中文字词有时有多种词性且含义广泛,因而中英文文本在处理上也有一定差异。现阶段,研究解决中文文本中词句不确定性的方法还较少。

本文主要通过对比实验说明了 SVM 能有效并且较稳定识别不确定情感字词和句子的情感倾向。本文第 2 节详细描述了本文涉及到的 4 种相关算法;第 3 节以不确定词“好”为例,设计不确定词的特征,设定训练标记的确定;第 4 节设计不确定句子的特征;第 5 节通过对比实验,给出了实验的结果对比;最后总结了全文的工作。

2 相关算法

2.1 SVM

支持向量机是一种很经典的分类模型,由 Cortes 和 Vapnik 在 1995 年提出,理论完备,效果较好^[5],是一种监督式学习方法。它将向量映射到一个更高维的空间,在这个空间里建立一个最大间隔超平面,建有两个互相平行的超平面在分开数据的超平面两边,建立合适方向的分隔超平面使两个与平行的超平面间的距离最大化^[6],SVM 的特点是能够同时

到稿日期:2014-02-08 返修日期:2014-04-30 本文受国家自然科学基金项目(61273304,61202170),高等学校博士学科点专项科研基金项目(20130072130004)资助。

李 颀(1989—),女,硕士生,CCF 学生会会员,主要研究方向为模式识别、自然语言处理等,E-mail:liyankgs1989@163.com;苗夺谦(1964—),男,教授,博士生导师,CCF 杰出会员,主要研究方向为粗糙集理论、粒计算、Web 智能、模式识别等;张志飞(1986—),男,博士生,CCF 学生会会员,主要研究方向为自然语言处理、机器学习等。

最小化经验误差和最大化几何边缘区^[7]。

2.2 Naïve Bayes

朴素贝叶斯源于古典数学理论,有比较稳定的分类效率,是一种比较广泛的分类模型^[8]。贝叶斯分类是以概率推理为基础的,即在各种条件的存在不确定,而仅知道其出现的概率的情况下,完成推理和决策任务^[9]。朴素贝叶斯分类器是以给定目标值时属性之间相互条件独立为前提条件的,它根据精确的自然概率模型,在有监督学习的样本集中能获得较好的分类效果^[9]。而在文本识别中,当属性之间的相关性较大时,朴素贝叶斯的效果会有所降低。

2.3 RBF Network

径向基函数神经网络,是一种高效的前馈式神经网络,与其他前向网络相比,它具有最佳逼近性能和全局最优的特性,可以处理系统内较难分析的规律,具有良好的泛化能力、训练简洁、学习收敛速度快,并且结构简单^[10]。RBF网络采用的是局部逼近网络,输入空间的某个局部区域只有少数几个连接权值影响输出,因此相比每次输入网络上的每个权值都要调整的全局逼近网络,RBF会收敛得比较快^[11]。

2.4 Random Forest

随机森林是一个树型分类器的集合,它输出的类别由个别树输出类别的众数进行确定,针对分类来说,森林的输出由简单多数投票法得到。每棵树的分类强度越大,则其分类效果越好,若树之间的相关度越大,则其分类效果越差^[12]。随机森林能高效处理样本较大的数据,对于不平衡的分类资料集,它可以平衡误差,并且学习速度很快^[13]。

3 字词不确定性研究

3.1 从语言学角度看待不确定词

下面以“好”字为例进行说明。

3.1.1 “好”的释义

“好”的本义见《说文解字·女部》的“好,美也。从女子。”,指女子貌美。从“女子貌美”不断引申演化,本文共整理出16个释义,如表1所列,其中的示例来自《现代汉语词典(第5版)》^[14,15]。

表1 “好”的释义

序号	释义	举例	感情色彩
1	表示一切能够让人产生美好感觉的事物	创三好	褒义
2	优点多的;使人满意的	好人	褒义
3	合宜;妥当	这样做很好	褒义
4	友爱;和睦	好朋友	褒义
5	(身体)健康;(疾病)痊愈	体质好	褒义
6	用在动词前,表示使人满意的性质在哪方面	好听	褒义
7	容易(限于动词前)	问题好回答	褒义
8	用在动词后,表示完成或达到完善的地步	计划订好了	中性
9	应该;可以	我好进来吗	中性
10	便于;以便	地整平了种好庄稼	中性
11	用在形容词、动词前,表示程度深	好漂亮 一顿好打	中性
12	用在形容词、数量词、时间词前,表示多或久	好久 好几个 好半天	中性
13	表示赞许、同意语气	好,就这么办	褒义
14	表示结束语气或者话语衔接	好,我们开始上课	中性
15	反话,表示不满意	好,这下可麻烦了	贬义
16	用于套语	好走	中性

从表1可以看出,“好”是一个语义十分复杂的词,它所表达的意思有时比一个句子更丰富。同时发现,“好”蕴含的感情色彩已不仅仅局限于褒义,而是褒义和中性大量并存,甚至有时会变成贬义。正是这一点给情感分析带来了一定的难度,非常容易出现中性被误判为褒义的情况。

3.1.2 “好”字相关语句存在的问题

分词及词性标注工具采用了ICTCLAS、HIT LTP和FudanNLP。

例1 “请大家10月份前捂好自己的钱袋”

ICTCLAS结果(A):请/v 大家/r 10月份/t 前/f 捂/v 好/a 自己/r 的/u 钱袋/n

HIT LTP结果(B):请/v 大家/r 10月份/t 前/d 捂/v 好/a 自己/r 的/u 钱袋/n

FudanNLP结果(C):请/动词大家/人称代词 10月份/时间短语前/方位词捂好/动词自己/人称代词的/结构助词钱/名词袋/语气词

从上面3个结果来看,A和B均认为“好”为形容词,C认为“捂好”是个动词,形容词“好”在情感分析时常作为一个褒义词,因而A和B均会将“好”作为褒义情感,只有C不会将“好”判定为褒义。

例2 “重启下就好了”

ICTCLAS结果(A):重启/n 下/f 就/d 好/a 了/y

HIT LTP结果(B):重启下/n 就/d 好/a 了/u

FudanNLP结果(C):重启/动词下/方位词就/副词好/形容词谓词了/时态词

上面3个结果都认为“好”是形容词,导致这个句子被错误判断为褒义。

根据句法的分析能解决一些字词不确定性的问题,但是还是具有局限性,一旦句法的分析失当就会造成倾向性判定错误,并且需要付出人力和时间,因而可以选择使用上述一种工具,然后通过其他方法(后续使用的SVM方法)去除字词的不确定性来确定是否表达情感。

3.2 不确定词的特征抽取

将第5节中的实验所用的3个数据集整合成一个训练语料,根据一些句法分析,以及“好”字的一些规则特性,设计了用于SVM分类的可以用于其他不确定词的以下几种特征,如表2—表5所列。

表2 一阶基本特征

基本相邻信息	符号	值域
左边是名词	LN	{0,1}
右边是名词	RN	{0,1}
左边是动词	LV	{0,1}
右边是动词	RV	{0,1}
左边是代词	LR	{0,1}
右边是形容词	RA	{0,1}
右边是语气词	RY	{0,1}
左边是介词	LP	{0,1}
右边是介词	RP	{0,1}
左边是助词	LU	{0,1}
右边是助词	RU	{0,1}
左边是副词	LD	{0,1}
右边是副词	RD	{0,1}
位于左端	B	{0,1}
位于右端	E	{0,1}
左边是数词	LM	{0,1}
右边是数词	RM	{0,1}
右边是量词	RQ	{0,1}

表3 一阶附加特征

附加特征	对应的基本特征	符号	值域
左边是副词 w	LD	LDW	Y(LDW)
左边是助词 w	LU	LUW	Y(LUW)
右边是助词 w	RU	RUW	Y(RUW)
右边是语气词 w	RY	RYW	Y(RYW)
左边是动词 w	LV	LVW	Y(LVW)

表4 “好”字附加特征的值域

附加特征	值域
LUW	$V_{LUW} = \{‘得’, ‘的’, ‘了’, ‘着’\}$
RUW	$V_{RUW} = \{‘得’, ‘的’, ‘地’\}$
RYW	$V_{RYW} = \{‘啊’, ‘吧’, ‘啦’, ‘呀’, ‘了’\}$
LDW	$V_{LDW} = \{‘最’, ‘还’\}$
LVW	$V_{LVW} = \{‘要’, ‘够’, ‘超’\}$

表5 二阶基本特征

基本信息	对应的一阶特征	符号	值域
右边是动词且动词右侧为标点或“的、得”	RV	RVWU	{0,1}
右边为量词且量词右侧为标点	RQ	RQWE	{0,1}
右边为数词且数词右侧为标点	RM	RMWE	{0,1}

3.3 训练集标记的确定

首先基于词语的倾向与句子基本保持一致的假设,并联合如表5所列的规则计算训练集标记的值,其中-1代表贬义倾向,0代表中性,1代表褒义倾向,算法如下。

算法1 训练集标记属性 Label 的值

输入:语义不确定性词语 word 和句子集合 Sentences

输出:word 的倾向类别

- (1)对句子集合 Sentences 中的每个句子 sentence 进行分词和词性标注;
- (2)利用标点符号将句子 sentence 划分为子句集合 Subs;
- (3)找出子句集合 Subs 中含有 word 的子句 sub;
- (4)计算该 sub 里其他情感词的极性总和,考虑相应的否定句;
- (5)对比 sub 中其他情感词的极性总和和对应总句 sentence 的极性;
- (6)根据表6得出 word 的训练集标记属性 Label 的值。

3.4 用4种方法分析对不确定词的情感识别

根据3.2节和3.3节表2—表5形成一个不确定词 word 的特征矩阵,加上用表6形成的训练标记,并用第2节相关算法中所介绍的4种方法进行十折交叉验证对比。

表6 语义不确定词训练集标记判定表

word 所在子句的其他情感词极性和	word 所在总句 sentence 的极性	word 的极性
-1	-1	0
-1	0	1
-1	1	1
0	-1	0
0	0	0
0	1	1
1	-1	0
1	0	0
1	1	1

4 句子不确定性研究

长句子中经常包含多个情感词,情感词褒贬不一,并且情感强度不分伯仲,很可能会造成误判,因此,对句子的情感不确定性做了如表7所列的特征抽取。

表7 句子基本特征

基本相邻信息	符号	值域
正面得分	PS	[0,5]
负面得分	NS	[-5,0]
独立否定次数	NT	N
连续标点	CP	{0,1}
语气词个数	M	N

表7中5个特征分别为:

(1)正面得分,即是对句子中正向情感词的统计,并对每个正面情感词对应汉语词汇情感特征的定量评价表进行得分合计得到正面得分情况;

(2)负面得分,计算同正面得分,对每个负面情感词进行得分合计得到负面得分情况;

(3)独立否定次数,是指否定词并非用于否定情感词的否定,如:我觉得我并不想买这款汽车,这句话中的不想便是一个独立否定;

(4)连续标点,即是指连续3个以上的同样标点是否出现的情况,出现则为1,未出现则为0;

(5)语气词个数,即“啊”“哼”“嗯”等语气词个数的统计。

根据表7的特征和句子已有的标注,用第2节相关算法中所介绍的4种方法进行十折交叉验证对比。

5 实验结果与分析

5.1 实验样本选取

实验数据来源于3个部分,分别是:

(1)COAE2012^[15]任务1的数据集,其中分别标注了来源于电子和汽车两个领域的1200条句子;

(2)SEMEVAL2010^[16]任务18的数据集,主要是含有情感歧义形容词的句子,总计2917条;

(3)中科院谭松波提供的情感语料中正负类各2000篇的书籍和电脑评论语料。

5.2 实验设置

4种分类算法的参数设置如下:

SVM^[1]: -S 0 -D 3 -G 0.0 -R 0.0 -N 0.5 -M 40.0 -C 1.0 -E 0.0010 -P 0.1 -seed 1

Naïve Bayes: 默认参数

RBF Network^[2]: -B 2 -S 1 -R 1.0 E-8 -M -1 -W 0.1

RF^[3]: -T 10 -K 0 -S 1

4种方法的评价指标为:精确率 P(Precision)、召回率 R(Recall)和 F 值(F-measure),其定义如下:

¹⁾ SVM 参数:-S: SVM 设置类型,-D: 核函数中的 degree 设置,-G: 核函数中的 gamma 函数设置,-R: 核函数中的 coef0 设置,-N: 设置 v-SVC, -M: 设置 cache 内存大小,-C: 设置 C-SVC, e-SVR 和 v-SVR 的参数(损失函数),-E: 设置允许的终止判据,-P: 设置 e-SVR 中损失函数 p 的值,-seed: 用于初始化随机数的生成。

²⁾ RBF 参数:-B: 聚成的类数,-S: 随机种子数,-R: 岭值,-M: 最大迭代数 -W: 最低标准差偏值。

³⁾ RF 参数:-T: 生成的数的个数,-K: 随机选择使用属性的数量,-S: 随机种子数。

$$\text{精确率: } P = \frac{\text{将词句情感判断正确的个数}}{\text{所有词句的个数}} \times 100\%$$

$$\text{召回率: } R = \frac{\text{将词句情感判断正确的个数}}{\text{标准结果中词句的个数}} \times 100\%$$

$$\text{F值: } F = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \times 100\%$$

5.3 实验结果对比

5.3.1 4种算法对不确定词的分析结果

对于不确定词“好”的情感识别情况如图1—图3所示。

综合褒义和不表现情感两种类型的3个指标的值如图1所示,而图2和图3是对褒义和对不表现情感两种类型分别的识别情况的3个指标的值。

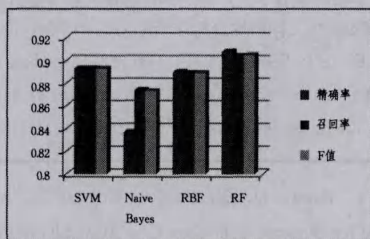


图1 不同算法对“好”字情感识别的整体情况

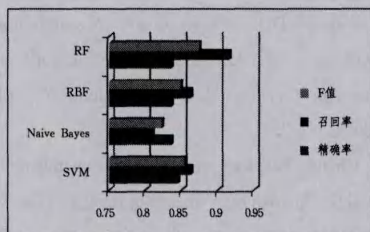


图2 不同算法对“好”字为不表现情感的识别情况

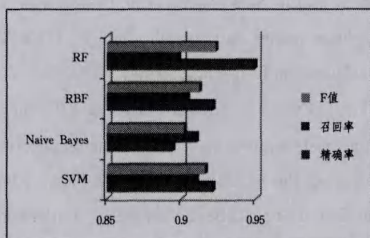


图3 不同算法对“好”字情感为褒义的识别情况

从4种算法对“好”字情感识别的整体情况来看,RF有着比较突出的识别能力,但是如果分别从体现情感和褒义两种类型来看,RF在识别“好”字不表达情感的情况时,召回率很高,但是精确率较低,并不高于另外3种方法;而在识别“好”字表达褒义情感的情况时,RF又表现出很高的精确率,相反召回率却低于其他3种分类方法。RF对每个类别表现出不太稳定的衡量,而SVM却有较好的稳定性,并且各方面的指标都表现较优,因而本文认为SVM对不确定情感词有较强的识别能力。

5.3.2 4种算法对不确定句子的分析结果

不确定句子的情感分为3种类型:褒义、中性和贬义,综合这3种情感的识别情况的3个指标值如图4所示,图5—图7则是4种算法对于褒义、中性和贬义这3种类型分别的识别情况的3个评价指标的值。

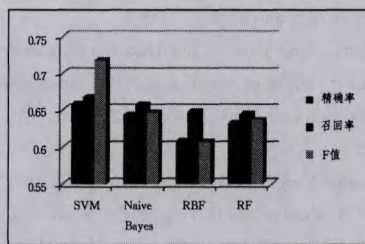


图4 不同算法对不确定句子情感识别的整体情况

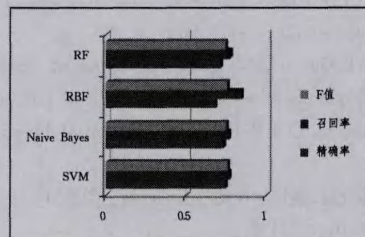


图5 不同算法对不确定句子情感为贬义的识别情况

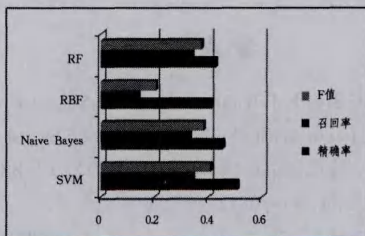


图6 不同算法对不确定句子情感为中性的识别情况

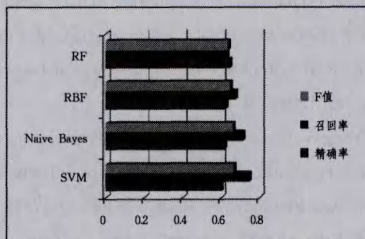


图7 不同算法对不确定句子情感为褒义的识别情况

从4种方法对不确定句子的识别情况来看,无论是总体效果,还是分别对贬义、中性、褒义的识别情况,以及对这3种类型识别的稳定情况综合来看,SVM均优于其他3种方法,因而本文认为SVM对不确定句子的情感有较强的识别能力。

结束语 本文对不确定词和不确定句子设计相关特征,并用4种经典分类算法SVM,Naive,RBF,RF根据多次实验对比,得出了在不确定词和不确定句子的情感倾向上,无论单从表达正面,表达负面,不表达情感以及总体综合情况来看,SVM均具有较强和较稳定的识别能力,因此认为SVM可以较优识别不确定词和不确定句子的情感倾向。

参考文献

- [1] 赵妍妍,秦兵,刘挺. 文本情感分析[J]. 软件学报,2010,21(8): 1834-1848
- [2] 吴琼,谭松波,程学旗. 中文情感倾向性分析的相关研究进展[J]. 信息技术快报,2010,8(4)
- [3] Mullen T, Collier N. Sentiment analysis using support vector machines with diverse information[C]// Proceedings of EMN-

[4] Dang Yan, Zhang Yu-lei, Chen Hsin-chun. A lexicon enhanced method for sentiment classification: An experiment on online product reviews[J]. IEEE Intelligent Systems, 2010, 25(4): 45-53

[5] Liu Tie-yan, Yang Yi-ming, Wan Hao, et al, Support Vector Machines Classification with Very Large Scale Taxonomy [J]. SIGKDD Explorations, Special Issue on Text Mining and Natural Language Processing, 2005, 7(1): 36-43

[6] Cortes C, Vapnik V. Support-Vector Networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297

[7] Boser B E, Guyon I M, Vapnik V N. A training algorithm for optimal margin classifiers[C]// Haussler D. ed. 5th Annual ACM Workshop on COLT. Pittsburgh, PA, ACM Press, 1992: 144-152

[8] 张雯, 张化祥. 属性加权的朴素贝叶斯分类器[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(29)

[9] Zhang H. The Optimality of Naive Bayes[C]// FLAIRS 2004 Conference. 2004: 562-567

[10] 缪凯, 赵志刚. RBF 神经网络的研究与应用[D]. 青岛: 青岛大学, 2007

[11] 张义超, 卢英, 李炜. RBF 网络隐含层结点的优化[J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(1)

[12] Breiman L. Random Forests [J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32

[13] 张洪强, 刘光远, 赖祥伟. 随机森林算法在肌电的重要特征选择中的应用[J]. 计算机科学, 2013, 40(1): 200-202

[14] 孙秋秋. “好”在语义上的模糊性与确定性[J]. 辽宁大学学报: 哲学社会科学版, 1982(1): 70-76

[15] 刘康, 王素格, 廖祥文, 等. 第四届中文倾向性分析评测总体报告[R]. 第四届中文倾向性分析评测论文集, 2012: 1-32

[16] Wu Y F, Jin P. SemEval 2010 Task 18: Disambiguating Sentiment Ambiguous Adjectives[C]// Proceedings of the 2010 Evaluation Exercises on Semantic Evaluation. 2010: 81-85

(上接第 205 页)

参 考 文 献

[1] Jensen C S, Li K J, Winter S. The other 87%: a report on The Second International Workshop on Indoor Spatial Awareness (San Jose, California-November 2, 2010) [J]. SIGSPATIAL Special, 2011, 3(1): 10-12

[2] <http://finance.sina.com.cn/money/consume/20041025/10361104770.shtml>

[3] Yang B, Lu H, Jensen C S. Scalable continuous range monitoring of moving objects in symbolic indoor space[C]// Proceedings of the 18th ACM Conference on Information and Knowledge Management. ACM, 2009: 671-680

[4] Lu H, Yang B, Jensen C S. Spatio-temporal joins on symbolic indoor tracking data[C]// 2011 IEEE 27th International Conference on Data Engineering (ICDE). IEEE, 2011: 816-827

[5] Yuan W, Schneider M. Supporting continuous range queries in indoor space[C]// 2010 Eleventh International Conference on Mobile Data Management (MDM). IEEE, 2010: 209-214

[6] Lu H, Cao X, Jensen C S. A foundation for efficient indoor distance-aware query processing[C]// 2012 IEEE 28th International Conference on Data Engineering (ICDE). IEEE, 2012: 438-449

[7] Yu J, Ku W S, Sun M T, et al. An RFID and particle filter-based indoor spatial query evaluation system[C]// Proceedings of the 16th International Conference on Extending Database Technology. ACM, 2013: 263-274

[8] Xie X, Lu H, Pedersen T B. Efficient distance-aware query evaluation on indoor moving objects[C]// ICDE. 2013

[9] 甘早斌, 袁永光, 赵贻竹, 等. 基于 DR-tree 的室内移动对象索引研究 [J]. 计算机科学, 2012, 39(10): 177-181

[10] Yang B, Lu H, Jensen C S. Probabilistic threshold k nearest neighbor queries over moving objects in symbolic indoor space [C]// Proceedings of the 13th International Conference on Extending Database Technology. ACM, 2010: 335-346

[11] Korn F, Muthukrishnan S. Influence sets based on reverse nearest neighbor queries[J]. ACM SIGMOD Record, 2000, 29(2): 201-212

[12] Stanoi I, Agrawal D, El Abbadi A. Reverse Nearest Neighbor Queries for Dynamic Databases[C]// ACM SIGMOD Workshop on Research Issues in Data Mining and Knowledge Discovery. 2000: 44-53

[13] Tao Y, Papadias D, Lian X. Reverse kNN search in arbitrary dimensionality[C]// Proceedings of the Thirtieth international conference on Very large data bases-Volume 30. VLDB Endowment, 2004: 744-755

[14] Lian X, Chen L. Efficient processing of probabilistic reverse nearest neighbor queries over uncertain data[J]. The VLDB Journal—The International Journal on Very Large Data Bases, 2009, 18(3): 787-808

[15] Cheema M A, Lin X, Wang W, et al. Probabilistic reverse nearest neighbor queries on uncertain data[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 22(4): 550-564

[16] Bernecker T, Emrich T, Kriegel H P, et al. Efficient probabilistic reverse nearest neighbor query processing on uncertain data[J]. Proceedings of the VLDB Endowment, 2011, 4(10): 669-680

[17] Whiting E, Battat J, Teller S. Topology of urban environments [M]// Computer-Aided Architectural Design Futures (CAAD-Futures) 2007. Springer Netherlands, 2007: 114-128

[18] Lee J. 3D GIS for geo-coding human activity in micro-scale urban environments [M] // Geographic Information Science. Springer Berlin Heidelberg, 2004: 162-178

[19] Jensen C S, Lu H, Yang B. Graph model based indoor tracking [C]// Tenth International Conference on Mobile Data Management: Systems, Services and Middleware, 2009 (MDM'09). IEEE, 2009: 122-131

[20] Stoffel E P, Schoder K, Ohlbach H J. Applying hierarchical graphs to pedestrian indoor navigation[C]// Proceedings of the 16th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems. ACM, 2008: 54

[21] Lorenz B, Ohlbach H J, Stoffel E P. A hybrid spatial model for representing indoor environments[M]// Web and Wireless Geographical Information Systems. Springer Berlin Heidelberg, 2006: 102-112